

基于混沌粒子群优化投影寻踪的高光谱图像目标检测

吴 超 吴一全

(南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 210016)

摘要 针对高光谱图像的非监督目标检测问题,提出了一种基于混沌粒子群优化(PSO)投影寻踪(PP)的检测方法。混沌 PSO 可加快 PP 过程,得到更精确的最佳投影方向。利用自适应波段选择方法进行高光谱图像降维。依据对异常分布敏感的偏度和峰度设计投影指标,并采用混沌 PSO 搜索最佳投影方向,由此可有效地将目标信息投影至低维空间。采用直方图分割的方法从投影图像中提取出目标。针对大量图像进行了实验及检测效果的定性定量评价,并与遗传算法 PP 法、RX 方法的检测结果作了比较。结果表明,能够更有效地检测出高光谱图像中的目标,且所需运行时间大为减少。

关键词 遥感;高光谱目标检测;投影寻踪;混沌粒子群优化

中图分类号 TP751 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201131.1211003

Target Detection in Hyperspectral Image Using Projection Pursuit Based on Chaotic Particle Swarm Optimization

Wu Chao Wu Yiquan

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract Aimed at the problem of unsupervised target detection in hyperspectral image, a target detection method using projection pursuit (PP) based on chaotic particle swarm optimization (PSO) is proposed. Chaotic PSO can speed up the process of PP and get more accurate optimal projection direction. Adaptive band selection is used for the dimensional reduction of hyperspectral image. Skewness and kurtosis which are susceptible to outliers are chosen to design the projection index. And chaotic PSO is applied to search for optimal projection direction. Thus the target information can be projected into low-dimensional space effectively. The target is extracted from projection images by histogram segmentation. Experiments with qualitative and quantitative evaluation are carried out for many images, and the detection results of the proposed method are compared with those of genetic algorithm PP method and RX method. The results show that the proposed method detects target in hyperspectral images more effectively and significantly reduces the running time.

Key words remote sensing; hyperspectral target detection; projection pursuit; chaotic particle swarm optimization

OCIS codes 110.4234; 040.1880

1 引 言

高光谱遥感成像技术将反映目标辐射属性的光谱与反映目标空间及几何关系的图像结合在一起,所得的高光谱图像包含了观测场景中的光谱信息和空间信息,具有“图谱合一”的特性。因此,人们可借

助丰富的光谱信息发现用纹理、边缘等空间信息无法或难以检测到的目标,这对于小目标的检测与识别非常有利^[1,2]。高光谱图像目标检测技术自提出后在军用和民用的许多方面体现出了巨大的潜在价值,被应用于环境检测、城市规划、矿藏探测和军事

收稿日期: 2011-06-01; **收到修改稿日期**: 2011-07-21

基金项目: 国家自然科学基金(60872065)资助课题。

作者简介: 吴 超(1986—),女,硕士研究生,主要从事高光谱图像处理方面的研究。E-mail: summer2005598@126.com

导师简介: 吴一全(1963—),男,博士,教授,主要从事图像处理、目标检测与识别等方面的研究。

E-mail: gumption_s@yahoo.com.cn

目标识别等领域,并引起了许多相关研究机构的高度重视,研究工作取得了一定的进展^[3,4]。目标检测方法一般是在假设数据服从某种统计或几何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。但在实际应用中,先验信息不易获取;即使有光谱数据库,由于诸多环境因素(太阳光照、大气、阴影和传感器噪声等)影响着图像光谱的形成,使实际光谱与光谱数据库的标准光谱存在一定差异,势必影响目标检测的结果^[5~7]。为了实现无先验信息的目标检测,Reed 和 Xiaoli Yu 提出了一种基于广义似然比检验的目标检测方法——RX 方法。但它对图像信噪比有较高要求,在目标与背景的能量相差不大时,虚警率较高,且计算量较大^[8~10]。之后,Kwon 等^[11]将高光谱数据映射到高维特征空间进行异常点检测,实现了基于核的非线性 RX 算法。它与 RX 方法相比虚警率大大降低,但计算量进一步增加。上述两种方法都假设背景满足非相关高斯分布,这通常与实际情况相悖。Chiang 等^[12]提出的投影寻踪(PP)方法则无需这种假设,它通过寻找使设计的投影指标达到最大的投影方向,并向该方向投影,实现突出目标、抑制背景的目的。在此基础上一系列改进方法相继提出,例如:李智勇等^[13]引入质点系转动惯量作为投影指标;陈蜜等^[14]提出了在动力演化算法的基础上寻找最佳投影方向的方法;路威等^[15]用信息度量作为投影指标并结合基于实数编码的遗传算法进行 PP;Malpica 等^[16]则以勒让德系数作为投影指标,利用模拟退火算法寻优。投影指标和优化算法是影响基于 PP 的高光谱图像目标检测效果的两个重要因素,改进方法也大多从这两方面着手。

粒子群优化(PSO)算法是由 Kennedy 等^[17]提出的一种基于对鸟群模拟的新兴优化算法,可用于求解大量的非线性、不可微和多峰值等复杂优化问题。基本 PSO 算法易陷入局部最优区且速度相对较慢,而混沌 PSO 算法在寻优过程中对停止进化的粒子进行混沌扰动,使其跳出局部极值区,从而提高搜索速度和达到收敛时的精确度。本文首先对高光谱图像进行降维,然后试图将混沌 PSO 应用于高光谱图像目标检测的 PP 过程,利用混沌 PSO 搜索最佳投影方向,并分别以偏度和峰度及二者的组合作为投影指标。给出了基于混沌 PSO PP 检测方法的实验结果,并与遗传算法 PP 法、RX 方法进行了比较。

2 目标检测方法

基于混沌 PSO PP 的高光谱图像目标检测方法包括 3 个步骤,如图 1 所示。

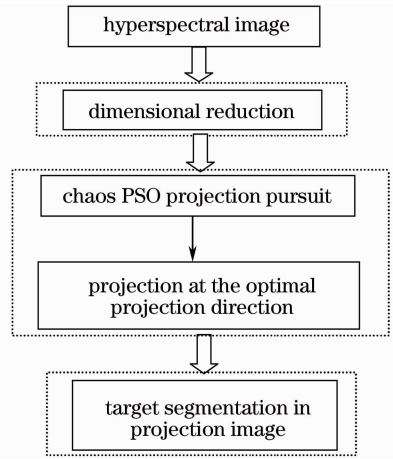


图 1 高光谱图像目标检测流程

Fig. 1 Flow chart of target detection in hyperspectral image

2.1 高光谱图像的降维

高光谱图像众多波段的数据提供了丰富的地物信息,这对目标检测十分有利。但波段的增多也导致了信息冗余及计算量的剧增。通过降维,选择有用的波段或者提取特征,能大大降低计算量,且对最终处理结果影响不大,因此有必要首先对高光谱图像进行降维。

降维方法可大致分为两类:1)基于变换的方法,如主成分分析(PCA)法等;2)根据信息量、谱间相关性等指标,从众多波段中选取若干感兴趣的波段。前者的优点是可以经过若干变换直接将高维数据降低到几维甚至一维,降维速度快,但其对图像进行的变换改变了图像的原有特性。而后者在考察图像整体特点后对图像进行选择 and 划分,克服了基于变换的方法的缺点,更有利于保持图像的原有特性。采用自适应波段选择方法^[18]进行降维,充分考虑了每幅图像的信息富集程度及相邻波段的相似性。指标越大,相应图像的信息量就越大,也就越具有代表性。实验图像采用机载可见/红外成像光谱仪(AVIRIS)提供的数据,其中一组为包含两个目标的空间大小为 80 pixel×80 pixel 的高光谱图像,某一波段如图 2 所示。去除其中空白及传感器噪声污染的波段后,还有 180 个波段,表 1 给出了采用自适应波段选择方法从中选取的 12 个波段。

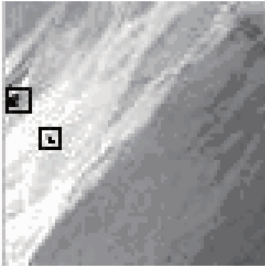


图2 原始图像及目标位置

Fig. 2 Original image and position of targets

表1 高光谱图像波段选择结果

Table 1 Band selection results of hyperspectral image

Method	Band selection results
Adaptive band selection	1, 2, 35, 56, 57, 84, 100, 101, 102, 103, 106, 138

2.2 混沌 PSO PP

PP的概念由Friedman等^[19]正式提出,是处理和分析高维数据的一种有效方法,可用于高光谱图像目标检测。具体描述如下:

假设高光谱图像降维后有 D 个波段,各波段图像的大小为 $L = M \times N$,则所有像素可构成一大大小为 $D \times L$ 的矩阵 \mathbf{X} , $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_{L-1}, x_L]$, $x_i \in \mathbf{R}^D$ 。设任一投影方向为 \mathbf{a} , $\mathbf{a} \in \mathbf{R}^D$,则 $\mathbf{a}^T \mathbf{X}$ 就是数据按照该投影方向 \mathbf{a} 做投影。通过设计投影指标函数 $I(\mathbf{a}^T \mathbf{X})$,寻找使其最优的投影方向。下面分别介绍PP的两个关键部分:投影指标和寻优算法。

2.2.1 投影指标

偏度反映了样本数据分布的不对称程度或偏斜程度,定义为

$$K_3 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{3/2}}, \quad (1)$$

式中 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 。

峰度可衡量样本数据分布的集中程度或分布曲线的尖锐程度,定义为

$$K_4 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2 - 3}. \quad (2)$$

选择数据的偏度、峰度及二者的组合作为投影指标。通常背景可近似认为符合高斯分布,而目标近似为不满足高斯分布的数据结构,投影图像越偏离高斯分布,投影指标值越大,也即包含越多目标信息。投影指标为

$$\begin{cases} I_{\text{skewness}}(\mathbf{a}^T \mathbf{X}) = K_3^2 \\ I_{\text{kurtosis}}(\mathbf{a}^T \mathbf{X}) = K_4^2 \\ I_{\text{sk}}(\mathbf{a}^T \mathbf{X}) = (K_3^2 + K_4^2/4)/12 \end{cases}, \quad (3)$$

2.2.2 PP的混沌 PSO 算法

对于给定的高光谱图像,其投影指标 $I(\mathbf{a}^T \mathbf{X})$ 只随投影方向 \mathbf{a} 的改变而变化,不同投影方向反映了不同的数据结构特征。使投影指标达到最大的方向即为最佳投影方向,因此PP可视为求解投影指标最大值的最优化问题。下面给出PP的混沌PSO算法。

PSO算法^[17]通过群体中粒子的学习与更新实现群体智能优化搜索,是一种高效的并行搜索算法。由于混沌具有遍历性、类随机性和初值敏感性等特点,混沌PSO在寻优过程中可对停止进化的粒子产生混沌扰动,使解跳出局部极值区,从而进一步提高搜索精度和算法效率^[20]。具体过程如下:

1) 粒子群初始化。在 n 维空间中随机生成 m 组 $(0,1)$ 区间上的均匀随机数 $b_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 作为粒子的位置。令单位长度向量 $\|\mathbf{a}_i\| = -1 + 2b_i (i = 1, 2, \dots, n)$,即每一个位置 b_i 对应一个投影方向 \mathbf{a}_i 。在 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 内随机产生速度 v_i ,同时令迭代次数 $k = 0$ 。

2) 计算粒子的适应度。以投影指标为适应度函数,利用(3)式计算各粒子适应度 p_i^{fit} ,更新粒子的最优适应度 f_i^{best} 、个体最优位置 p_i^{best} 、全局最优适应度 f_g^{best} 和全局位置极值 g^{best} 。

3) 采用如下判定准则判断粒子是否停滞:

$$D_i^{\text{pfit}} = \frac{p_i^{\text{fit}} - f_i^{\text{best}}}{p_i^{\text{fit}}}, \quad (4)$$

分别取 δ 和 n_c 为预先设定的门限和整数,若迭代过程中连续出现 $D_i^{\text{pfit}} < \delta$ 超过 n_c 次,粒子停滞,进入混沌搜索过程,否则跳至4):

- ① 设置计数器 $c_k = 1$ 和最大混沌迭代次数 C_n ;
 - ② 生成混沌序列并将其映射到解空间;
 - ③ 计算适应度函数,并更新混沌迭代的历史最优适应度 c^{fitbest} 和历史最优位置 c^{best} ;
 - ④ 迭代。令 $c_k = c_k + 1$,返回步骤②直至 $c_k = C_n$;
 - ⑤ 若 c^{fitbest} 优于 f_i^{best} ,用位置 c^{best} 和速度 v_c 替换原来的位置和速度,否则保持不变,其中 $v_c = \frac{c^{\text{best}} - \mathbf{x}_i}{\|c^{\text{best}} - \mathbf{x}_i\|}$;
- 4) 更新粒子速度,并移动粒子到新位置上

$$\mathbf{v}_i(k+1) = \omega \mathbf{v}_i(k) + c_1 r_1 [\mathbf{p}_i^{\text{best}}(k) - \mathbf{b}_i(k)] + c_2 r_2 [\mathbf{g}^{\text{best}}(k) - \mathbf{b}_i(k)], \quad (5)$$

$$\mathbf{b}_i(k+1) = \mathbf{b}_i(k) + \mathbf{v}_i(k+1), \quad (6)$$

(5)式指明更新粒子速度,(6)式指明粒子移动的新位置。式中 k 表示当前迭代次数,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$; r_1, r_2 是均匀分布在 $(0, 1)$ 上的随机数;惯性因子 ω 设为 $\omega = \omega_{\max} - k \times (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / k_{\max}$, k_{\max} 表示总迭代次数, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别表示最大和最小惯性因子。

5) 迭代。令 $k = k + 1$, 返回 2) 直至 $k = k_{\max}$ 停止迭代, 并输出 \mathbf{g}^{best} , 得到最优投影方向。

2.3 投影图像目标分割

假设通过上述 PP 的混沌 PSO 算法得到投影方向 \mathbf{a}_1 , 则 $\mathbf{Z}_1 = \mathbf{a}_1^T \mathbf{X}$, 即把原始数据 \mathbf{X} 投影到该方向上。这样虽然突出了目标信息, 但目标在图像中的具体位置尚未确定, 因此需对投影图像进行分割, 以确定目标的具体位置。图像的灰度直方图能很好地表现背景和目标的分布, 在投影图像中背景属于主要地物, 而目标零星地分布于图像中。由此可见, 直方图中的主体是背景的分布信息, 而直方图两端次要的部分是目标的分布信息, 如图 3 所示。只要找到直方图主体分布和次要分布的交界点, 即可确定分割阈值。

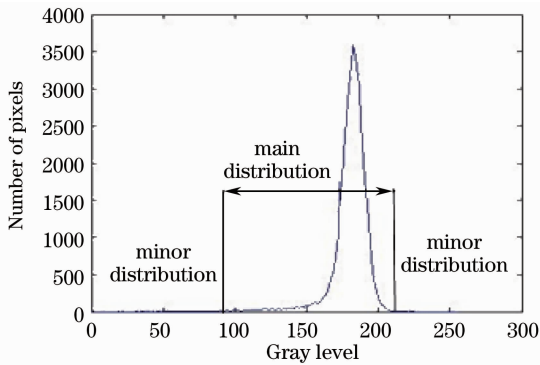


图 3 直方图中目标和背景分布图

Fig. 3 Distribution of target and background in histogram

确定分割阈值的具体方法为: 做出 \mathbf{Z}_1 的直方图, 由直方图概率分布的最高点所在的灰度级处, 按灰度级递增和递减两个方向分别搜索, 寻找第一个概率分布为零的位置, 这两个位置对应的灰度级即为投影图像分割的阈值, 其分割出来的次要分布就是图像中的目标信息。

3 实验结果与分析

为了测试本文方法, 进行了大量实验。实验是

在 Intel(R) Celeron(R) 2.93 GHz CPU, 512 MB 内存的计算机上, 软件 Matlab7.0 环境中进行的。首先, 利用自适应波段选择方法, 从原始 180 个波段的数据中选出 12 个特征波段。然后, 对这 12 个波段的数据进行混沌 PSO PP, 得到最佳投影方向, 并生成投影图像。混沌 PSO 算法的参数: $m = 20$, $k_{\max} = 20$, $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.1$, $C_n = 5$ 。最后确定投影图像的分割阈值, 实现目标分割。上述过程只得到了一个最佳投影方向的检测结果。若在原始图像中剔除已检测到的目标信息(目标的像素灰度值设为图像的均值), 可得到一幅新的待检测图像。对其再次进行 PP 过程, 能检测到第一个最佳投影方向漏检的目标信息。实验首先研究了不同投影指标对目标检测效果的影响, 比较了其实验结果; 然后, 将基于混沌 PSO PP 的高光谱图像目标检测方法的实验结果, 与基于遗传算法 PP 的目标检测方法^[13]、RX 方法^[5]进行了比较, 以验证本文方法的优越性。

3.1 不同投影指标对目标检测效果的影响

由第 2 节分析可知, 投影指标值能够反映各投影图像所含目标信息的多少, 不同的投影指标所得到的投影图像也不同, 导致最后的检测结果各异。为比较不同投影指标对目标检测效果的影响, 投影指标依次选择为偏度、峰度及该二者的结合, 利用混沌 PSO PP 方法进行目标检测。以图 2 所在的一组高光谱图像的实验结果为例加以说明。实验中, 混沌 PSO PP 方法对第三幅投影图像已分割不出目标信息, 因此仅列出了前两幅投影图像的目标分割结果, 以及它们的合成图即最终的检测结果。图 2 所在的高光谱图像的真实目标分布如图 4 所示, 其中左上角的目标较大, 下方的目标较小, 目标信息共占 17 pixel。



图 4 真实目标分布

Fig. 4 True target distribution

实验结果如表 2 所示。表中分别给出了三种不同投影指标下的第一投影图像及其目标分割结果、第二投影图像及其目标分割结果、第三投影图像以

及第一和第二投影图像目标分割后的合成结果即最终检测结果。表 2 不仅给出了目标的位置,还给出了目标的大小和形状信息。为了对三种投影指标的

效果进行定量评价,统计了检测到的、漏检的、虚检的像素个数以及精确度。结果如表 3 所示。

表 2 不同投影指标的目标检测结果

Table 2 Target detection results based on different projection indices

Projection index	Projection image 1 and segmentation result		Projection image 2 and segmentation result		Projection image 3	Detection result
Skewness						
Kurtosis						
Mixture						

表 3 不同投影指标的检测结果比较

Table 3 Comparison of detection results using different projection indices

Projection index	Detection pixels	Miss detection pixels	False detection pixels	Accuracy / %
Skewness	12	5	0	70.59
Kurtosis	16	2	1	88.24
Mixture	16	1	0	94.12

由表 2 可知,对于第一投影图像来说,基于偏度、基于峰度的第一投影图像都只检测到左上角的目标,而基于偏度和峰度的结合所得的第一投影图像不仅检测到了左上角目标,还检测到另一个目标的部分像素。这个目标只有在基于偏度、基于峰度的第二投影图像中才能检测到,基于偏度和峰度结合的第二投影图像则给出了它在第一投影图像中漏检的像素。将基于各投影指标所得的最终检测结果分别与图 4 比较,发现基于偏度和峰度结合的检测结果在视觉上与真实目标分布最为接近,而越符合真实目标情况越好。分析表 3 中的数据,同样可以得到当投影指标为偏度和峰度二者结合时,检测效果最佳。投影指标为偏度时漏检像素较多;以峰度为投影指标降低了漏检像素,但出现了虚检现象。正确检测率越高,越接近准确的检测结果。由于实验中所用的寻优方法相同,基于三种投影指标的检测方法运算时间相近。综上所述,混沌 PSO PP 以

偏度和峰度相结合作为投影指标效果最好,峰度次之,偏度较差。同时可得出本文方法既适合于较大目标的检测,也适用于小目标检测的结论。

3.2 不同目标检测方法的实验结果比较

为了便于比较,选择偏度和峰度的结合作为投影指标,实现了文献[13]中基于遗传算法 PP 的目标检测方法,遗传算法迭代次数的设置与 3.1 节中混沌 PSO 相同。为了让实验更具说服力,增列了一组实验图像,该图像的背景地物有草地、水泥地、裸露泥土地以及低矮灌木丛。目标物位置在图 5 中用白色小方框标示,共占 32 pixel,图像大小为 180 pixel×180 pixel,共 128 个波段。其中一个波段图像及其目标位置如图 5 所示。实验结果列于表 4、表 5 中,相应的定量分析结果如表 6 所示。

将表 4 与表 5 进行比较。Image 1 在第一投影图像上均可检测到较大的目标,而基于本文方法的第一投影图像还可得到较小目标的若干像素; Image 2 在基于本文方法的第二投影图像上不仅检测到了中间两个目标,还含有第一投影图像中漏检的最下方目标的像素。再分析定量结果表 6 可知,混沌 PSO PP 方法在漏检和虚检个数上少于文献[13]方法,正确检测率也高于文献[13]方法。这是由于在遗传算法中,染色体互相共享信息,整个种群均匀地向最优区域移动;而 PSO 算法中,信息流动是单向的,即只有 g^{best} 将信息传给其他粒子,这使得

整个搜索更新过程跟随最优解,在同样迭代次数下其收敛精度大多优于遗传算法。混沌 PSO 还解决

了局部极值的问题,收敛精度得到了进一步提高,更适合于 PP 搜寻最佳投影方向的过程。

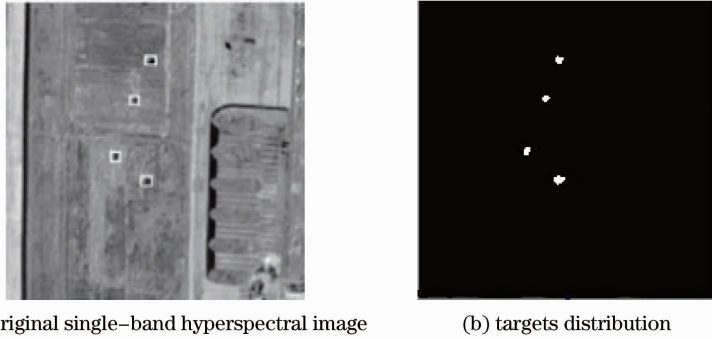


图 5 原始图像及目标位置

Fig. 5 Original image and position of targets

表 4 文献[13]方法的目标检测结果

Table 4 Target detection results using the method in the Ref. [13]

	Projection image 1 and segmentation result		Projection image 2 and segmentation result		Projection image 3	Detection result
Image 1						
Image 2						

表 5 本文方法的目标检测结果

Table 5 Target detection results using the proposed method

	Projection image 1 and segmentation result		Projection image 2 and segmentation result		Projection image 3	Detection result
Image 1						
Image 2						

表 6 不同方法的结果分析

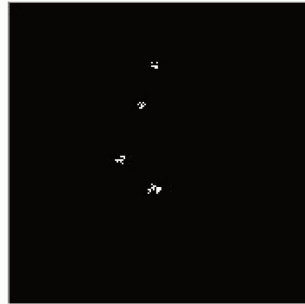
Table 6 Results analysis of different methods

		Detection pixels	Miss detection pixels	False detection pixels	Accuracy /%
Image 1	Ref. [13] method	15	3	1	82.35
	Proposed method	16	1	0	94.12
Image 2	Ref. [13] method	28	5	1	84.38
	Proposed method	30	3	1	93.75%

实验中还进行了基于 RX 方法的目标检测,结果如图 6 所示。Image 1 检测到的像素个数 13,漏检像素个数 6,虚检像素个数 2,正确检测率 64.71%;Image 2 检测到的像素个数 24,漏检像素个数 10,虚检像素个数 2,正确检测率 68.75%。比



(a) image 1 detection result



(b) image 2 detection result

图 6 基于 RX 方法的目标检测结果

Fig. 6 Target detection result based on RX method

以上三种方法的运行时间列于表 7,分析表 7 中的数据可以看出,基于混沌 PSO PP 的目标检测方法运算速度最快,运行时间还不到文献[13]基于遗传算法 PP 的目标检测方法的一半。因为混沌 PSO 算法是利用粒子在解空间中的随机速度来改变粒子的位置,而没有交叉、变异等遗传操作,所以计算复杂度比遗传算法低。相比之下,RX 方法因需计算矩阵的逆,花费的运行时间最长。

表 7 三种方法的运行时间比较

Table 7 Comparison of running time of three methods

		Proposed	Ref. [13]	RX
		method	method	method
Running time /s	Image 1	40.8085	96.2198	302.4586
	Image 2	90.4235	202.7412	612.8745

4 结 论

提出了基于混沌 PSO PP 的高光谱图像目标检测方法,分别用偏度和峰度及二者结合作为投影指标,并和遗传算法 PP 法,RX 方法进行了比较。实验结果表明:以偏度和峰度结合作为投影指标得到的检测结果更好;在寻优算法方面,利用混沌 PSO 搜索最佳投影方向,速度快,精度高,无论是高光谱图像中的较大目标还是小目标的检测都行之有效。该方法计算量适当,仅需要很少的前几个投影图像就可检测出目标,适合于实时处理。此外,该方法不需要先验光谱信息,是一种非监督的目标检测算法,可实现目标的自动识别。

较图 6 与其它检测结果图像,RX 方法只检测到了左上角较大的目标,漏检了下方较小的目标。定量分析表明,基于 RX 方法的目标检测漏检和虚检的像素个数较多,正确检测率低于其它两种方法。总的来说,基于 RX 方法的检测效果不如本文方法。

参 考 文 献

- Liu Xiaogang, Zhao Huijie, Li Na. Feature extraction based on multifractal spectrum for hyperspectral data[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(3): 844~848
刘小刚,赵慧洁,李娜.基于多重分形谱的高光谱数据特征提取[J]. *光学学报*, 2009, **29**(3): 844~848
- He Lin, Pan Quan, Di Wei *et al.*. Research advance on target detection for hyperspectral imagery[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, **37**(9): 2016~2024
贺霖,潘泉,邸韡等.高光谱图像目标检测研究进展[J]. *电子学报*, 2009, **37**(9): 2016~2024
- Li Shanshan, Zhang Bing, Gao Lianru *et al.*. Research of hyperspectral target detection algorithms based on variance minimum[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(7): 2116~2122
李山山,张兵,高连如等.基于方差最小的高光谱目标探测算法研究[J]. *光学学报*, 2010, **30**(7): 2116~2122
- Li Na, Zhao Huijie, Jia Guorui *et al.*. Anomaly detection based on extended mathematical morphology for hyperpectral imagery [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1480~1484
李娜,赵慧洁,贾国瑞等.基于扩展数学形态学的高光谱图像异常检测[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1480~1484
- Y. F. Gu, C. Wang, S. Z. Wan *et al.*. Kernel-based regularized-angle spectral matching for target detection in hyperspectral imagery[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, **32**(2): 114~119
- 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
- Han Ling, Dong Lianfeng, Zhang Min *et al.*. Destriping hyperspectral image based on an improved moment matching method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(12): 3333~3338
韩玲,董连凤,张敏等.基于改进的矩匹配方法高光谱影像条带噪声滤波技术[J]. *光学学报*, 2009, **29**(12): 3333~3338
- I. S. Reed, X. L. Yu. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, **38**(10): 1760~1766
- 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. 一种基于单似然检测的高光谱图像小目标检测器[J]. *光学学报*, 2007, **27**(12): 2155~2162
- 10 S. Matteoli, M. Diani, G. Corsini. A tutorial overview of anomaly detection in hyperspectral images[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2010, **25**(7): 5~27
- 11 H. Kwon, N. M. Nasrabadi. Kernel RX-algorithm: a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(2): 388~397
- 12 S. S. Chiang, C. I. Chang, I. W. Ginsberg. Unsupervised target detection in hyperspectral images using projection pursuit [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(7): 1380~1391
- 13 Li Zhiyong, Kuang Gangyao, Zou Huanxin. Application of project pursuit in hyperspectral anomaly detection[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2004, **26**(9): 1474~1479
 李智勇, 匡纲要, 邹焕新. 投影追踪方法在高光谱图像异常点检测中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2004, **26**(9): 1474~1479
- 14 Chen Mi, Yi Yaohua, Li Deren *et al.*. Application of projection pursuit based on dynamical evolutionary algorithm to anomaly target detection in hyperspectral images [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, **31**(1): 55~58
 陈蜜, 易尧华, 李德仁等. 基于动力演化算法的投影寻踪在高光谱影像异常目标检测中的应用[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2006, **31**(1): 55~58
- 15 Lu Wei, Yu Xuchu, Liu Juan *et al.*. A small targets detection approach based on anomaly distributing in hyperspectral imagery [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2006, **35**(1): 40~45
 路威, 余旭初, 刘娟等. 基于分布异常的高光谱遥感影像小目标检测算法[J]. *测绘学报*, 2006, **35**(1): 40~45
- 16 J. A. Malpica, J. G. Rejas, M. C. Alonso. A projection pursuit algorithm for anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(11): 3313~3327
- 17 J. Kennedy, R. C. Eberhart. Particle swarm optimization[C]. Perth; IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. 1942~1948
- 18 Liu Chunhong, Zhao Chunhui, Zhang Linyan. A new method of hyperspectral remote sensing image dimensional reduction [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(2): 218~222
 刘春红, 赵春晖, 张凌雁. 一种新的高光谱遥感图像降维方法[J]. *中国图象图形学报*, 2005, **10**(2): 218~222
- 19 J. H. Friedman, J. W. Tukey. A projection pursuit algorithm for exploratory data analysis [J]. *IEEE Transactions on Computer*, 1974, **23**(9): 881~890
- 20 Meng Hongji, Zheng Peng, Mei Guohui *et al.*. Particle swarm optimization algorithm based on chaotic series [J]. *Control and Decision*, 2006, **21**(3): 263~266
 孟红记, 郑鹏, 梅国晖等. 基于混沌序列的粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2006, **21**(3): 263~266

栏目编辑: 李文喆