

文章编号:1004-4213(2010)06-1003-7

## 基于 FastICA 的高光谱图像目标分割\*

粘永健, 张志, 王力宝, 万建伟

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 长沙 410073)

**摘要:**针对高光谱图像目标识别与分类的应用背景,提出了一种基于快速独立成分分析的高光谱图像目标分割算法.通过引入虚拟维数对图像中的目标端元数量进行估计,利用基于非监督正交子空间投影的异常端元提取算法自动获取目标端元光谱,并将其作为快速独立成分分析的初始混合矩阵.采用最小噪声分量变换对原始数据进行降维,利用快速独立成分分析从降维后的主成分中依次提取出图像中的独立分量.最后,对各独立分量进行恒虚警率检测与形态学滤波,从而得到最终的目标分割结果.对 AVIRIS 型高光谱图像的实验结果表明,该方法可有效探测出图像中的目标,并可获得较好的分割结果.

**关键词:**高光谱图像,独立成分分析,虚拟维数,目标分割

**中图分类号:**TP751.1

**文献标识码:**A

**doi:**10.3788/gzxb20103906.1003

### 0 引言

目标分割是计算机视觉和图像理解的基本处理技术,也是目标识别与分类的基础.目前,高光谱图像目标检测与识别已经成为重要的应用方向,因此对高光谱图像目标分割算法的研究具有较高的理论和实际应用价值.对高光谱图像目标分割而言,首先需要探测出高光谱图像中潜在的目标,进而利用特定的分割方法进行目标提取.现有的高光谱图像目标探测研究主要包括以下几个方面<sup>[1]</sup>:1)已知目标与已知背景;2)已知目标与未知背景;3)未知目标与未知背景;4)低维空间情况.对于星载光谱仪获取的高光谱图像,通常情况下无法获得关于图像足够的先验知识,因此研究在未知目标与未知背景条件下的目标分割算法很有必要.针对该条件下的目标探测,首先需要通过端元提取算法获取感兴趣或疑似感兴趣目标的光谱表达形式,再对目标进行探测或者提取.在高光谱图像目标探测领域,Harsanyi 教授提出的约束最小能量算子(Constrained Energy Minimization,CEM)是应用最为广泛的目标探测算法<sup>[2]</sup>.寻丽娜利用迭代误差分析获取图像中的端元光谱,然后将目标光谱代入 CEM 滤波器得到相应的探测结果<sup>[3]</sup>.李庆波将光谱奇异值检测应用于高光谱图像的小目标检测,获得了较好的小目标探测准确度<sup>[4]</sup>.虽然 CEM 在小目标探测方面取得了显

著的效果,但对大目标的探测效果不佳.耿修瑞提出了基于加权样本自相关矩阵的目标探测算法,将大目标转化为“小目标”而进行有效探测<sup>[1]</sup>.独立成分分析(Independent Component Analysis,ICA)是 20 世纪 90 年代后期发展起来的信号处理新方法<sup>[5]</sup>,它将信号分解成若干个与高光谱图像特征密切相关的独立成分(Independent Component,IC).ICA 利用高阶累积量提取的 IC 具有更强的统计特性,更有利于高光谱图像的后续处理.Wang 利用 ICA 对高光谱图像进行降维<sup>[6]</sup>,与主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)相比,所提取的 IC 能够更好地保持数据谱向特征;此外,Wang 还利用 ICA 提取图像中的端元光谱,取得了较好的效果<sup>[7]</sup>.目前,将 ICA 应用于高光谱图像目标探测的研究较少,其难点主要在于目标数量的选取以及 IC 在排序上的随机性所带来的选取困难<sup>[8]</sup>.此外,ICA 本身较高的运算复杂度也限制了其在高维数据中的应用.针对上述难点,本文提出了一种基于快速独立分量分析(FastICA)的高光谱图像目标分割算法.通过引入虚拟维数(Virtual Dimensionality,VD)估计图像中的目标端元个数,进而提取出感兴趣的目标端元矢量,并初始化 FastICA 的混合矩阵,解决了 IC 在排序上的随机性;利用最小噪声分量(Minimum Noise Fraction,MNF)变换对原始数据进行降维,并使用 FastICA 从降维后的 PC(Principal Component,PC)中提取出含有目标信息的 IC;最后,对感兴趣的 IC 图像进行恒虚警率(Constant False Alarm Rate,CFAR)检测与形态学滤波,得到

\*国家自然科学基金(60572135)与武器装备预研基金资助

Email:yjnian@126.com

收稿日期:2009-06-10

修回日期:2009-08-21

最终的目标分割结果,实验结果验证了该算法的有效性.

## 1 ICA 基本模型

ICA 技术是近年来从盲信号分离领域发展起来的一种新型信号处理方法,最初目的是将观察到的数据进行某种线性分解,使其分解成统计独立的分量. ICA 的基本模型为:假设观测信号  $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  是由  $n$  个相互统计独立的源信号  $\mathbf{S}=[s_1, s_2, \dots, s_n]^T$  线性组合而成,这种线性关系表示为

$$\mathbf{X}=\mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

式中混合矩阵  $\mathbf{A}$  为  $m \times n$  的实系数矩阵. ICA 所要解决的问题是以统计独立为优化目标,通过寻找分离矩阵  $\mathbf{W}$ ,从观测信号  $\mathbf{X}$  中估计出源信号  $\mathbf{S}$ . Hyvarinen 等人提出了基于固定点的 ICA 快速算法 (FastICA),其目标函数是基于非高斯性度量的负熵. 本文采用基于渐进正交化的 FastICA 提取独立分量,基本步骤为

第 1 步:选取要估计的 IC 个数  $p$ ,令  $i=1$ ;

第 2 步:对原始数据进行中心化和白化处理得到矩阵  $\mathbf{Z}$ ;

第 3 步:初始化  $w_i$ ,使其具有单位范数;

第 4 步:更新  $w_i: \mathbf{E}[\mathbf{Z}g(w_i^T\mathbf{Z})] - \mathbf{E}[\mathbf{Z}g'(w_i^T\mathbf{Z})]w_i \rightarrow w_i$ ,其中  $g=\tan h$ ;

第 5 步:对  $w_i$  进行正交归一化,即  $w_i - \sum_{j=0}^{p-1} (w_i w_j^T) w_j \rightarrow w_i$ ,若  $w_i$  尚未收敛,返回步骤 4;

第 6 步:令  $i=i+1$ ,若  $i \leq p$ ,返回步骤 4.

## 2 基于 FastICA 的目标分割算法

线性混合模型在高光谱图像处理中占据着重要地位,高光谱图像中的每个像元都可近似认为是图像中各个端元的线性混合像元,如式(2)所示.

$$\mathbf{r}=\mathbf{M}\mathbf{a}+\mathbf{n} \quad (2)$$

式中  $\mathbf{r}$  为任一像元矢量,  $\mathbf{M}=[\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_p]$  为图像中的端元矢量集,  $\mathbf{a}=[a_1, a_2, \dots, a_p]^T$  为系数向量,  $a_i$  为  $\mathbf{r}$  中端元  $\mathbf{m}_i$  所占的比例(丰度),  $\mathbf{n}$  为噪声项.

实际上,高光谱图像的目标探测过程可以看作是一个线性光谱解混过程. 光谱解混通常包括端元提取和丰度反演两个步骤,在目标与背景均未知的条件下,需要利用非监督的端元提取方法自动获取图像中的端元矢量  $\mathbf{M}$ ,再根据式(2)进行丰度反演. 对高光谱图像处理而言,若将混合信号  $\mathbf{X}$  看作像元矢量  $\mathbf{r}$ ,将端元矩阵  $\mathbf{M}$  看作混合矩阵  $\mathbf{A}$ ,系数向量  $\mathbf{a}$  看作独立信号源  $\mathbf{S}$ ,此时将 ICA 在盲分离中的基本

模型转化为高光谱图像处理中的线性混合模型. FastICA 利用高阶累积量可以更好地提取出图像中的目标特征,获得理想的目标探测效果. 目前, FastICA 算法主要针对无噪声的独立分量分析模型,在无噪声或者噪声较少的情况下有较好的效果,而式(2)表示的是一个含噪模型. 为解决这一不足,可以考虑通过对原始数据进行降维来达到降噪的目的. 基于上述分析,将 FastICA 引入高光谱图像的目标分割算法中,提出了图 1 所示的目标分割流程. 该算法可分为目标探测与提取两部分,其中目标探测算法包括 VD 估计、端元提取、MNF 降维以及 FastICA 变换;在此基础上进行 CFAR 检测与形态学滤波,可得到最终的目标分割结果.

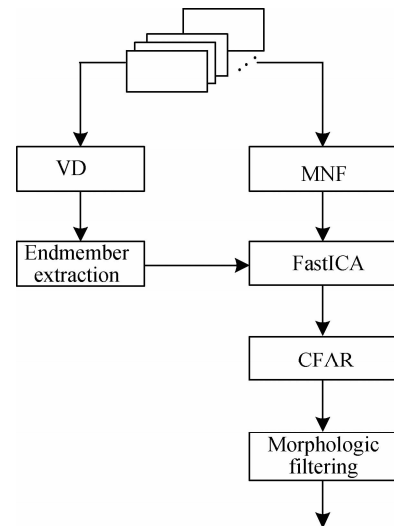


图 1 基于 FastICA 的高光谱图像目标分割  
Fig. 1 Target segmentation for hyperspectral imagery based on FastICA

### 2.1 虚拟维数估计

在满足线性混合的条件下,图像中的每个像元都可以由其中的所有端元线性混合而成,因此高光谱图像的端元提取是理解高光谱图像、继而对数据进一步处理的前提条件. 在未知目标与未知背景条件下进行目标端元的提取,需要解决的首要问题是端元数量的估计.

高光谱图像波段间具有较强的相关性,这说明数据集实际分布于一个波段数较少的低维几何结构中,这个低维几何结构的维数称为本征维数 (Intrinsic Dimensionality, ID). 本征维数与端元数量之间存在着必然的联系,严格来讲,端元数量应该等于本征维数加 1. 传统的端元数量估计方法是根据经验获得或者利用 PCA,通过判定显著特征值的数量来确定本征维数,进而确定端元数量,但该方法受数据中噪声的影响比较大,所得结果带有较大的主观性. 针对目标检测与分类的应用方向,虚拟维数的概念被提出,它完全依据数据中的可分谱向特征

数量对本征维数进行界定. HFC(Harsanyi, Farrand and Chang)是一种基于奈曼-皮尔逊检测理论的有效估计 VD 的方法<sup>[9]</sup>. 对该方法分析可知,最终得到的虚拟维数(设为  $p$ )是图像中目标端元数量的估计值,由于图像中的目标是根据目标端元光谱探测得到的,因而虚拟维数也可以看作图像中潜在的目标个数.

## 2.2 目标端元提取与 FastICA 初始化

高光谱数据在其特征空间呈现凸面单形体结构,而组成高光谱图像的各个纯粹地物所对应的端元位于单形体的各个顶点. 在获得目标端元数量的前提下,需要根据高光谱数据在特征空间这一特殊的几何结构进行端元提取,得到感兴趣目标在图像中的分布情况,继而实现对特定目标的探测. 如何从高光谱图像中提取端元一直是一个热点问题. 正交子空间投影(Orthogonal Subspace Projection, OSP)通过信号光谱的逐步分离来提取感兴趣的目标,在目标探测的研究过程中,异常检测算子(Reed-Xiaoli Detector, RXD)被引入到端元提取中,用于解决异常与非异常的划分问题<sup>[10]</sup>. 本文重点面向未知任何先验信息条件下的异常目标检测与识别等应用,因此,选取基于非监督正交子空间投影(Unsupervised OSP, UOSP)的异常端元提取算法. 若  $\mathbf{X}=\{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_N\}$  为高光谱数据的谱向矢量集,  $N$  为矢量数,  $\mathbf{R}$  为数据相关阵,异常端元矢量的提取步骤为

第 1 步:在原始数据  $\mathbf{X}$  中找出满足  $\mathbf{r}_i^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_i$  最大的谱向矢量  $\mathbf{e}_1$ , 并令  $\mathbf{U}=\mathbf{e}_1$ ;

第 2 步:作投影阵  $\mathbf{P}=\mathbf{I}-\mathbf{U}\mathbf{U}^\#$  (其中  $\mathbf{U}^\#=(\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^T$ ), 在  $\mathbf{X}$  中找出满足  $(\mathbf{P}\mathbf{r}_i)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{P}\mathbf{r}_i)$  最大的谱向矢量  $\mathbf{e}_2$ , 并令  $\mathbf{U}=[\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2]$ ;

第 3 步:重复第 2 步过程,得到  $\mathbf{e}_3$ , 并令  $[\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \mathbf{e}_3]$ ;

第 4 步:获得  $p$  个端元矢量时,流程结束.

根据 VD 估计算法确定目标个数之后,只要使用 FastICA 成功抽取出最重要的  $p$  个 IC,就可以有效探测到图像中的感兴趣目标. FastICA 可以在未知任何先验信息条件下提取 IC,其不足是提取出的 IC 在排序上是随机的,每次运算提取出的 IC 内容与顺序都可能不同,并且先提取出的 IC 并不意味着比后提取出的 IC 重要,这给 IC 的选取造成困难. 究其原因是由于在算法初始过程中, FastICA 的初始混合矩阵  $\mathbf{A}$  采用的是随机单位投影矢量. 由于 ICA 表征的是一个线性混合模型,混合矩阵  $\mathbf{A}$  与地物光谱间存在某种对应关系,而端元正是与特定的地物类型相对应,因而可以利用端元矢量初始化混合矩

阵  $\mathbf{A}$  来解决 IC 的无序性. 本文通过从高光谱数据中提取出感兴趣的  $p$  个异常目标端元作为混合矩阵  $\mathbf{A}$  的初始矩阵, FastICA 根据目标端元进行 IC 提取,即第  $i$  个 IC 是根据第  $i$  个目标端元提取出来的, IC 的顺序完全由目标端元的顺序决定. 这实质上是在得到了目标端元的情况下,利用 FastICA 进行丰度反演,所提取的 IC 正是各端元对应的目标图像. 因此,利用端元矢量对 FastICA 进行初始化,不但解决了 IC 在排序上的随机性,而且使得 FastICA 提取 IC 的过程与未知任何先验信息条件下的目标探测过程相吻合.

## 2.3 基于 MNF 的数据降维

高光谱图像通常包括几十乃至上百个波段,对如此庞大的数据量进行处理往往需要以巨大的时间为代价;其次,作为 ICA 的快速算法, FastICA 在一定程度上提高了运算效率,但其本身仍具有较高的运算复杂度. 因此,在保证目标与背景有足够分离度的基础上应首先对原始数据进行降维处理,这实质上也是一个特征提取的过程. PCA 根据方差大小对 PC 进行排序,其不足是方差较小的 PC 可能具有较高的信噪比(Signal-Noise Ratio, SNR),而方差较大的 PC 可能都是噪声. 方差并不能有效表示 PC 中信号能量的大小,而将 SNR 作为准则对 PC 进行排序更为合理,更便于 PC 数量的选取. MNF 能够根据 SNR 对 PC 进行排序,因而在高光谱图像处理中得到了广泛应用<sup>[11]</sup>. 对于 MNF 变换,首先估计图像中的噪声协方差矩阵  $\mathbf{K}_n$ , 并求得白化矩阵  $\mathbf{F}$

$$\mathbf{F}^T \mathbf{K}_n \mathbf{F} = \mathbf{I} \quad (3)$$

将  $\mathbf{F}$  作用于原始数据的协方差矩阵  $\mathbf{K}$ , 得到噪声白化后的协方差矩阵

$$\mathbf{C} = \mathbf{F}^T \mathbf{K} \mathbf{F} \quad (4)$$

对  $\mathbf{C}$  进行特征值分解,令  $\mathbf{G}=(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_L)$  为分解后的特征向量矩阵,  $\mathbf{\Lambda}=\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)$  为特征值矩阵,且  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$ ,  $L$  为波段数. 经过 MNF 降维后的谱向矢量为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{G}^T \mathbf{F}^T (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}), i=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

式中  $\boldsymbol{\mu}$  为均值向量,  $\mathbf{y}_i=(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iq})^T$ ,  $q$  为降维后的 PC 数.  $\mathbf{K}_n$  的估计精度对 MNF 的效果影响较大,同时也是目前 MNF 应用的难点. Q. Du 给出了一种简单有效的估计方法<sup>[12]</sup>

$$\mathbf{K}_n = \text{diag} \{ \zeta_1^{-2}, \zeta_2^{-2}, \dots, \zeta_L^{-2} \} \quad (6)$$

式中  $\zeta_i^{-2}$  ( $i=1, 2, \dots, L$ ) 为  $\mathbf{K}^{-1}$  主对角线上的元素.

## 2.4 CFAR 检测与形态学滤波

FastICA 提取的每个 IC 图像中均只对应同一类型的目标,这为后续实现不同类型目标的有效分

割提供了极大便利. 在目标探测的基础上, 利用 CFAR 检测算法可实现目标的自动检测. CFAR 检测能够自动提供依照统计参数变化的检测门限, 使检测具有相对恒定的虚警概率  $P_F$ . 针对不同背景统计模型的 CFAR 检测器, 其自适应判决准则可表示为<sup>[13]</sup>

$$H_0: D < T_g, H_1: D \geq T_g \quad (7)$$

式中满足  $H_1$  被认定为目标, 而满足  $H_0$  被认定为背景,  $D$  表示检测单元中的检测统计量,  $T_g$  是由  $P_F$ 、参考单元背景概率统计分布及其参数确定的检测门限. CFAR 检测过程中通常需要在检测单元邻近区域划分保护单元, 以防止目标能量泄漏到参考单元. 多数情况下, FastICA 从高光谱数据中提取的 IC 背景近似服从高斯分布, 此时可采用双参数 CFAR 检测算法确定检测门限, 进而将目标探测结果转化为二值图像. 本文所关注的是具有较高分辨率的高光谱数据, 因此感兴趣目标会包含一定量像素, 并且具有一定的轮廓结构. CFAR 检测后的二值化图像中可能存在少量的噪声散点(虚警), 因此需要进一步去除孤立噪声点或仅有极少量像素的无意义连通区域. 基于目标及噪声散点不同的结构特征, 可采用形态学滤波的方法消除大部分虚警点. 具体方法是: 首先使用开运算实现前景区域的连通; 然后对于每一个前景像素, 若其八邻域中存在不少于  $k$  个前景像素, 则认为当前前景像素为目标像素, 否则为背景像素; 再使用连通区域的标记算法, 即可获得每个目标的标记区域.

### 3 实验结果与讨论

为验证算法的有效性, 对 AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, 航空可见光/红外光成像光谱仪) 型高光谱图像进行了仿真试验, 使用的是美国圣地亚哥某机场的两个场景数据, 其覆盖波长范围为  $0.4\text{--}2.5 \mu\text{m}$ , 空间分辨率为  $3.5 \text{ m}$ . 去掉水吸收和强噪声波段, 从原始 224 波段中选取 190 个波段作为实验对象. 场景一的图像大小为  $128 \times 128$  个 pixel, 每个像素保存为 2 个字节, 图 2 给出了场景一的第 30 波段图像.



图 2 场景一  
Fig. 2 Scene 1

将原始三维数据表示为二维数据的形式, 共  $L$

行, 每一行表示一个波段的数据, 使用 HFC 算法对机场数据进行 VD 估计. 表 1 所示为不同虚警概率  $P_f$  条件下对应的 VD 估计结果.

表 1 不同虚警概率条件下对应的 VD 估计结果  
Table 1 VD estimates with various  $P_f$

$P_f$	$10^{-1}$	$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$	$10^{-6}$
VD	34	15	10	7	6	6

图像中的端元数量需要根据实际情况选取. 为尽可能提取出图像中潜在的目标, 选取  $P_F = 10^{-2}$  时对应的 VD 估计结果进行后续处理, 即端元数  $p = 15$ . 采用异常端元提取算法从原始数据中提取出 15 个端元矢量, 将其作为 FastICA 的初始混合矩阵. 对于 MNF 降维, 选取  $\text{SNR} > 1$  的 PC, 即  $q = 61$ . 利用 FastICA 从保留的 PC 中提取相应的 IC. 需要指出的是, 所提取的 IC 代表了图像中潜在的目标, 并非所有目标都是感兴趣或有实际意义, 图 3 给出了其中 4 个感兴趣目标的端元光谱曲线.

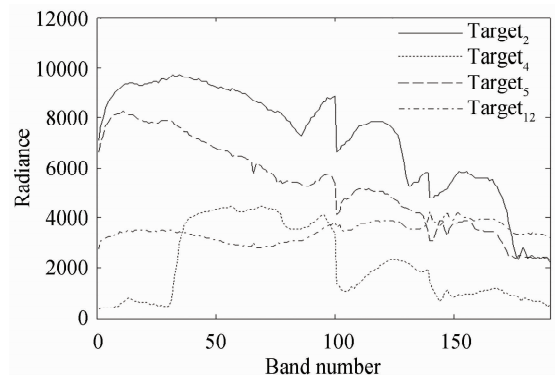


图 3 目标端元的光谱特征

Fig. 3 Spectral signatures of target endmembers

CEM 探测算子不需要图像的背景信息, 仅仅知道目标光谱即可. 耿修瑞博士在 CEM 算子基础上提出了基于加权样本自相关矩阵的目标探测算子<sup>[1]</sup>, 并给出了 3 种加权方式, 解决了 CEM 无法对大目标进行有效探测的不足. 选取光谱夹角作为样本矩阵中各矢量的加权, 如式(8).

$$\mathbf{R}^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \arccos \left( \frac{\langle \mathbf{r}_i, \mathbf{d} \rangle}{\|\mathbf{r}_i\|_2 \|\mathbf{d}\|_2} \right) \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T \quad (8)$$

式中  $\mathbf{R}^*$  为加权自相关阵,  $\mathbf{d}$  为目标端元矢量,  $\mathbf{r}_i$  为像元矢量, 记该方法为 SAWCEM (Spectral Angle Weight CEM). 为验证本文算法的有效性, 在目标端元相同的条件下, 分别对 CEM、SAWCEM 以及本文算法的目标探测性能进行测试, 图 4 给出了与图 3 所示端元对应的目标探测结果, 从左至右依次是目标 2、4、5 与 12. 从图 4 可以看出, CEM 的探测效果并不理想, 且无法有效探测大目标; SAWCEM 在一定程度上提高了探测效果, 对于大目标(目标 2)取得了优于 CEM 的探测结果; 而本文算法的探

测结果明显优于 SAWCEM,不仅在突出目标以及抑制背景方面优于上述两种方法,而且对大目标和小目标都具有较好的探测性能. CEM 与 SAWCEM 均直接对原始数据进行探测,在处理过程中极易受到图像中噪声的影响,而本文算法利用 MNF 变换对原始数据进行降维,有效降低了噪声对目标探测带来的不利影响.

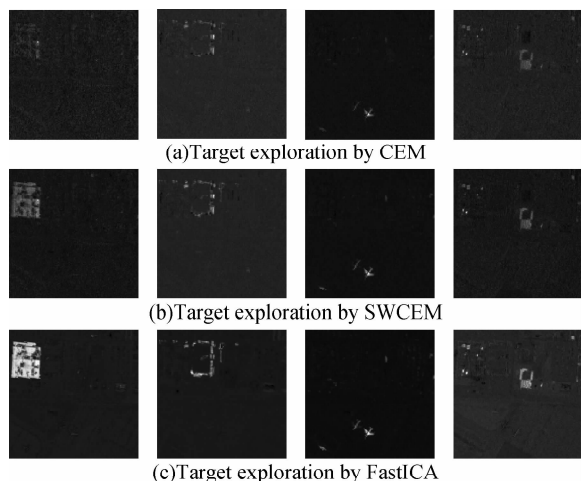


图 4 CEM、SAWCEM 与 FastICA 探测结果比较  
Fig. 4 Exploration comparison of CEM, SAWCEM and FastICA

在图 4 所示的目标探测结果上进行 CFAR 检测,可得到目标检测的二值图像,如图 5(a)所示,其中  $P_F = 10^{-1}$ . 可以看出,利用 CFAR 检测后的个别目标存在较多的虚警,但基本上都是孤立噪声点与极少量像素的连通区域,它们对目标识别并没有太大的意义,利用形态学滤波的方法很容易消除此类虚警,仅留下极个别相对较大的虚警目标,如图 5(b)所示,其中  $k=5$ . 尤其对于目标 5 的分割结果,右上方的两个虚警目标与左下方的飞机目标大小相差很小,它们的存在是完全合理的.

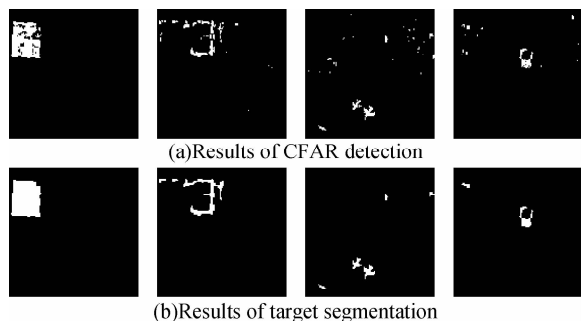


图 5 本文算法的目标检测与分割结果  
Fig. 5 Results of target detection and segmentation by the proposed method

为进一步验证本文算法的有效性,对圣地亚哥机场的场景二进行目标分割,图像大小为  $128 \times 128$ ,该数据的第 30 波段图像如图 6(a)所示,在  $P_t = 10^{-2}$  条件下得到的端元数量估计值为 15. 图 6

(b)-(d)给出了各种算法的探测结果(端元 10), (e)与(f)分别给出了针对 FastICA 探测结果的 CFAR 检测结果及目标分割结果. 可以看出,本文方法获得了较好的目标探测与分割效果,说明本文算法具有较好的稳健性.

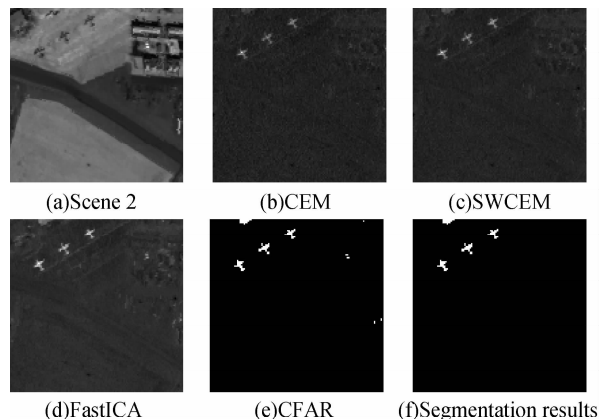


图 6 场景二的目标探测与分割结果  
Fig. 6 Results of target exploration and segmentation of scene 2

通过图 4 与图 6 可以看出, MNF 有效降低了图像中的噪声,提高了目标图像的质量. 为检验算法的运算效率,对各算法的运算时间进行了测试. 表 2 给出了 CEM、SAWCEM 及本文算法分别在不采用 MNF 与采用 MNF 的运算时间(不包括端元提取),其中 CPU 为 Pentium3.06G,内存为 1G,仿真软件为 Matlab7.0. 虽然 CEM 的探测时间最少,但其探测效果较差; SAWCEM 在一定程度上提高了探测效果,但运算量过大;本文算法通过利用 MNF 进行降维处理,提高了算法的运算效率,同时获得了较好的目标探测和分割效果.

表 2 运算时间比较

Table 2 Comparison of Complexity (Unit:s)

	CEM	SAWCEM	FastICA
Scene 1	16.61	239.32	44.64
Scene 2	16.72	220.95	43.88

## 4 结束语

针对高光谱图像目标识别与分类的后续应用,提出了一种基于 FastICA 的高光谱图像目标分割算法. 在目标与背景均未知的条件下,利用 VD 算法估计出图像中可能的目标端元数量;采用 MNF 对原始数据进行降维,在抑制噪声的同时,有效减少了算法的运算量,并且 MNF 比 PCA 更利于 PC 的选取;利用基于 UOSP 的异常端元提取算法提取出感兴趣或者疑似感兴趣的目标端元,并将其作为 FastICA 的初始混合矩阵,使得 FastICA 根据目标端元进行目标探测,解决了 IC 在排序上的无序性.

最后,对 IC 进行 CFAR 检测与形态学滤波,可获得最终的目标分割结果.对圣地亚哥机场的两个场景的实验结果表明算法是有效和稳健的,这为后续的目标识别与理解奠定了基础.目前,高光谱图像感兴趣区域(Region of Interest, ROI)编码技术逐渐成为研究的热点.在目标检测与识别的应用环境下,通常将感兴趣的目标作为 ROI.在本文研究的基础上,很容易对目标区域进行定位,然后利用感兴趣区域编码技术进行压缩,这也是本文工作的一个重要应用方向.

#### 参考文献

- [1] GENG Xiu-rui, ZHAO Yong-chao. The basic principles of small targets in hyperspectral remotesensing [J]. *Science in China*, 2007, **37**(8): 1081-1087.  
耿修瑞,赵永超.高光谱遥感图像小目标探测的基本原理[J].中国科学,2007, **37**(8): 1081-1087.
- [2] HARSANYI J C. Detection and classification of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences [D]. Dissertation for the Doctoral Degree. Baltimore: University of Maryland, 1993.
- [3] XUN Li-na, FANG Yong-hua, LI Xin. Target detection algorithm in hyperspectral image based on CEM [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(7): 18-21.  
寻丽娜,方勇华,李新.基于CEM的高光谱图像小目标检测算法[J].光电工程,2007, **34**(7): 18-21.
- [4] LI Qing-bo, LI Xiang, ZHANG Guang-jun. A hyperspectral small target detection method based on outlier detection [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, **28**(8): 1832-1836.  
李庆波,李响,张广军.一种基于光谱奇异值检测的高光谱遥感小目标探测方法[J].光谱学与光谱分析,2008, **28**(8): 1832-1836.
- [5] ZHOU Zong-tan, DONG Guo-hua, XU Xin, et al. Independent components analysis [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007.
- [6] WANG J, CHANG C -I. Independent component analysis-based dimensionality reduction with applications in hyperspectral image analysis [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(6): 1586-1600.
- [7] WANG J, CHANG C -I. Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(9): 2601-2616.
- [8] SU Ling-hua, YI Tong-sheng, WAN Jian-wei. Compression of hyperspectral image based on independent component analysis [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(5): 973-976.  
苏令华,衣同胜,万建伟.基于独立分量分析的高光谱图像压缩[J].光子学报,2008, **37**(5): 973-976.
- [9] CHANG C.-I, DU Q. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(3): 608-619.
- [10] GENG Xiu-rui. Research on target detection and classification of hyperspectral remotesensing [D]. Beijing: Institute of remote sensing applications in the Chinese academy of sciences, 2005, 88-90.  
耿修瑞.高光谱图像异常探测与分类技术研究[D].北京:中科院遥感所,2005, 88-90.
- [11] XU B, GONG P. Noise estimation in a noise-adjusted principle component transformation and hyperspectral image restoration [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2008, **24**(3): 271-286.
- [12] DU Q, RAKSUNTORN N. Hyperspectral image analysis using noise-adjusted principal component transform [C]. *SPIE*, 2006, **6233**: 1-10.
- [13] HE You, GUAN Jian, PENG Ying-ning, et al. Radar automatic detection and constant false alarm rate processing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999.  
何友,关键,彭应宁,等.雷达自动检测与恒虚警处理[M].北京:清华大学出版社,1999.

## Target Segmentation for Hyperspectral Imagery Based on FastICA

NIAN Yong-jian, ZHANG Zhi, WANG Li-bao, WAN Jian-wei

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

**Abstract:** Oriented the application background of target recognition and classification for hyperspectral imagery, a new target segmentation method for hyperspectral imagery based on fast independent component analysis (FastICA) is proposed. The concept of virtual dimensionality was introduced to determine the number of target endmembers. The mixing matrix of FastICA was initialized by anomaly endmembers, which were extracted from hyperspectral imagery by using unsupervised orthogonal subspace projection. Minimum noise fraction was employed for dimensionality reduction of original data volumes, and FastICA transform was performed on the selected principal components with high signal-noise ratio (SNR) to generate independent components. Finally, constant false alarm rate (CFAR) detection was performed on each IC, which was followed by morphologic filtering. Experimental results on AVIRIS data show that the proposed algorithm can give better target detection performance, as well as better target segmentation.

**Key words:** Hyperspectral imagery; Independent component analysis; Virtual dimensionality; Target segmentation



**NIAN Yong-jian** was born in 1982. He is pursuing Ph. D. degree from National University of Defense Technology in information and communication engineering. His research interests include signal and image processing, pattern recognition and data compression.



**WAN Jian-wei** was born in 1964 and received the Ph. D. degree in information and communication engineering from National University of Defense Technology in 1995. His research interests include hyperspectral imagery processing, radar signal processing and pattern recognition.