

文章编号 1004-924X(2015)11-3246-13

## 高光谱空间降采样独立成分特征分离

朱院院,高教波,高泽东\*,范喆,严少奇

(西安应用光学研究所,陕西西安 710065)

**摘要:**提出一种空间降采样独立成分特征分离方法,用于缩短独立成分分析(ICA)法在高光谱图像特征分离时的运算时间。该方法通过对高光谱图像的二维像素空间进行网格划分得到较小的窗口;基于光谱相似性测度法度量每个窗口中中心像素与周围像素的距离。然后舍弃这段距离小于阈值的周围像素,而将大于阈值的周围像素和中心像素作为样本量进行 FastICA,获取投影矩阵变换原始数据,得到特征分离的 ICA 成分。对比了传统 ICA 与空间降采样(SDS)ICA (SDS\_ICA)的性能,研究了降采样阈值参数、降采样窗口参数及初始投影矩阵对 SDS\_ICA 特征分离性能及运行时间的影响。实验结果表明:应用 SDS\_ICA 时,仅设置适中的阈值和不敏感的窗口大小参数,就能保持与传统 ICA 相近的特征分离性能,运行时间减少了 30% 以上。该方法适合应用于高光谱准实时特征提取、数据降维及目标探测等领域。

**关键词:**高光谱图像;独立成分分析(ICA);空间降采样(SDS);空间降采样 ICA(SDS\_ICA);特征分离;运行时间  
**中图分类号:**TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152311.3246

## Independent component feature separation based on spatial down sample for hyperspectral image

ZHU Yuan-yuan, GAO Jiao-bo, GAO Ze-dong\*, FAN Zhe, YAN Shao-qi

(Xi'an Institute of Applied Optics, Xi'an 710065, China)

\* Corresponding author, E-mail: zedonggao@163.com

**Abstract:** A novel independent component feature separation based on Spatial Down Sample(SDS) was presented for solving the long run-time deflection of traditional Independent Component Analysis (ICA). Small windows were obtained by gridding the two-dimensional spatial space of a hyperspectral image. In each window, the distance between the central pixel and around pixels was measured by spectral similarity and the around pixels whose distances were smaller than the threshold value were discarded. The projection matrix was calculated by FastICA with the central and the around pixels whose distances were larger than the threshold value. The feature separation ICA components were achieved by projecting the original hyperspectral image using a project matrix. The performance of traditional ICA and SDS\_ICA were compared. The influences of threshold values, window size values and the initial projecting matrix on the feature separation performance and run-time of SDS\_ICA were studied. Experiment results show that SDS\_ICA has the similar feature separation performance with the traditional ICA and its run-time has reduced above 30% under moderate threshold values and insensitivity window sizes. The novel method can be widely applied in the fields of hyperspectral

收稿日期:2015-08-21;修订日期:2015-09-29.

基金项目:国防重大技术专项和国防基础技术预先研究计划资助项目

feature extraction, data reduction, target detection *etc.*

**Key words:** hyperspectral image; Independent Component Analysis (ICA); Spatial Down Sample (SDS); spatial down sample ICA (SDS\_ICA); feature separation; run-time

## 1 引言

独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是由盲元分离技术 (Blind Source Separation, BSS) 发展来的一种多维信号处理方法, 其基本思路是按照统计独立原则建立多维观测信号的目标函数, 通过优化迭代算法将观测信号分离成若干独立成分, 从而实现信号特征分离<sup>[1]</sup>。目前, ICA 已被广泛应用于高光谱特征提取、数据降维、目标探测等领域<sup>[2-6]</sup>。高光谱 ICA 采用高阶统计特性, 故能克服传统主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)、最大噪声分量 (Maximum Noise Fraction, MNF) 等二阶统计特性方法容易造成的弱小目标丢失, 分离特征不独立等缺陷, 具有极好的混叠信号分解功能<sup>[7-10]</sup>。

ICA 采用多次迭代逼近方法计算最终的分离投影矩阵, 因此运算十分耗时。为了提高其运算效率, Aapo Hyvarinen 采用负熵作为非高斯性度量, 推导出基于负熵的快速不动点算法 FastICA<sup>[1]</sup>。该算法因具有计算量小、收敛速度快、稳定性好等优点, 而受到广泛应用<sup>[4-6]</sup>。我国学者也为进一步提高 FastICA 的运算速度作出了不懈努力。2003 年, 曾生根等人通过一次雅可比矩阵计算多次迭代, 减少了 FastICA 计算量<sup>[11]</sup>。2006 年, 黄丽妍等人在经典二阶收敛 FastICA 的基础上提出了收敛速度更快的三阶 FastICA 算法<sup>[12]</sup>。2010 年, 季策等人提出了五阶 FastICA 算法<sup>[13]</sup>。二阶、三阶、五阶 FastICA 算法尽管收敛速度越来越快, 但它们对初始投影矩阵却越来越敏感, 收敛的波动程度很大。针对这个问题, 2002 年杨俊安等采用最速下降法结合牛顿迭代法对二阶 FastICA 算法进行了改进<sup>[14]</sup>; 基于相同思路, 季策等人于 2011 年提出了采用最速下降法改进的三阶、五阶收敛 FastICA 算法<sup>[15]</sup>; 此外, 季策等人于 2014 年提出了松弛因子改进的三阶、五阶 FastICA 算法<sup>[16]</sup>。尽管如此, 在大样本量、高维度的高光谱 ICA 特征分离时, 该算法

所需处理时间还是很长, 达到几百、上千秒, 制约了 ICA 在高光谱准实时数据处理领域的应用<sup>[5]</sup>。

针对 ICA 在高光谱特征分离时运算时间长的缺陷, 本文提出一种空间降采样独立成分分析方法。通过高光谱模拟数据和外场实测数据研究了空间降采样 ICA (Spatial Down Sample ICA, SDS\_ICA) 与传统 ICA 的特征分离性能及运行时间。

## 2 基于降采样的独立成分分析

### 2.1 独立成分分析原理

ICA 是一种从混合信号中提取独立信号源的方法, 假定源信号与观测信号为线性混合模型, ICA 特征分离可表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}, \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{W}$  为投影矩阵,  $\mathbf{Y}$  为分离后的独立成分。由式(1)可知 ICA 的重点是求取投影矩阵  $\mathbf{W}$ 。不同的独立性 (非高斯性) 度量, 不同的迭代运算方法, 可以推导出不同的 ICA 算法<sup>[1]</sup>。FastICA 认为每个独立成分  $y$  的非高斯性都达到局部极大, 那么  $y$  成分之间独立。而采用负熵作为非高斯性度量, 构成目标函数, 再通过近似牛顿法得到的迭代基本公式<sup>[1]</sup>为:

$$\mathbf{w}^* = E\{xg(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} \mathbf{w}, \quad (2)$$

其中:  $E[\cdot]$  为均值运算;  $g(\cdot)$  为非线性函数。

成像光谱数据立方体是一个三维矩阵, 图像的高度为  $H$ , 图像的宽度为  $W$ , 光谱波段数为  $L$ , 图像的像素数为  $N = H \times W$ 。为了便于数据处理, 将三维矩阵整合成二维矩阵, 用数据矩阵  $\mathbf{X}$  表示:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{L1} & x_{L2} & \cdots & x_{LN} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中: 元素  $x_{ij}$  ( $i=1, \dots, L; j=1, \dots, N$ ) 表示第  $i$  窄波段处第  $j$  个像素的能量值。采用 FastICA 算法将式(3)数据矩阵进行特征分离, 求取分离投影矩阵  $\mathbf{W}$ , 通过式(1)得到特征分离的独立成分  $\mathbf{Y}$ 。

## 2.2 空间降采样 ICA

ICA 通过迭代运算求取投影矩阵  $\mathbf{W}$ , 其运算量大、运算时间长, 从而制约了 ICA 在高光谱特征分离及目标探测领域的应用。由于高光谱 ICA 的运算时间  $t$  与图像像素数  $N$ 、光谱波段数  $L$  及迭代次数呈增量关系, 理论上可以通过减少图像像素数、光谱波段数或迭代次数缩短 ICA 运算时间, 但是减少光谱波段数将降低光谱分辨率, 不能充分利用像素的光谱特征, 故在高光谱特征分离及目标探测的 ICA 运算中减少波段数不可取; 迭代次数与 ICA 迭代算子的收敛程度有关<sup>[15-16]</sup>, 还与投影矩阵初始值及收敛准则有关, 有一定的随机性, 不同的投影矩阵将会有不同的迭代次数, 目前还很难找到较少迭代次数的初始投影矩阵; 综合考虑后发现减少像素数是减少 ICA 运算时间最合适的途径。

本文通过空间降采样过程减少样本量, 空间降采样将数据矩阵  $\mathbf{X}$  分割为降采样保留像素矩阵  $\mathbf{X}_{ds}$  和降采样丢弃像素矩阵  $\mathbf{X}_{ap}$ , 故式(3)的数据矩阵  $\mathbf{X}$  写成:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_{ds} \mid \mid \mathbf{X}_{ap}] = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,n} & \mid & x_{1,n+1} & \cdots & x_{1,n+m} \\ x_{2,1} & \cdots & x_{2,n} & \mid & x_{2,n+1} & \cdots & x_{2,n+m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \mid & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{L,1} & \cdots & x_{L,n} & \mid & x_{L,n+1} & \cdots & x_{L,n+m} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中符号“ $\mid \mid$ ”不表示矩阵运算, 而表示两个矩阵元素的连接关系。空间降采样的前提条件是保证  $\mathbf{X}_{ap}$  中的每个像素在  $\mathbf{X}_{ds}$  上有光谱特性基本一致的像素对应, 即从像素的光谱特性而言有:

$$\mathbf{X}_{ap} \subseteq \mathbf{X}_{ds} \approx \mathbf{X}. \quad (5)$$

针对降采样保留像素  $\mathbf{X}_{ds}$  实施 ICA 算法, 由式(2)得到降采样分离投影矩阵  $\mathbf{W}_{ds}$ , 由式(1)可得保留像素的独立成分矩阵:

$$\mathbf{Y}_{ds} = \mathbf{W}_{ds}^T \mathbf{X}_{ds}. \quad (6)$$

如果用  $\mathbf{W}_{ds}$  投影原始数据矩阵  $\mathbf{X}$ , 则有:

$$\mathbf{Y}_{new} = \mathbf{W}_{ds}^T \mathbf{X}, \quad (7)$$

其中  $\mathbf{Y}_{new}$  为 SDS\_ICA 获取的近似独立成分。对比式(6)和式(1)可知, 因为 ICA 能分离小目标, 甚至是亚像元目标的独立特征, 而  $\mathbf{X}_{ds} \approx \mathbf{X}$ , 那么分别运行 ICA 算法后, 有:

$$\mathbf{Y}_{ds} \approx \mathbf{Y}. \quad (8)$$

对比式(6)和式(7), 由  $\mathbf{X}_{ds} \approx \mathbf{X}$ , 可得:

$$\mathbf{Y}_{ds} \approx \mathbf{Y}_{new}. \quad (9)$$

联合式(8)和式(9), 有:

$$\mathbf{Y}_{new} \approx \mathbf{Y}. \quad (10)$$

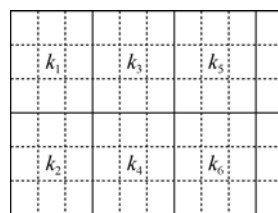
由式(10)不难发现, 近似独立成分  $\mathbf{Y}_{new}$  与传统 ICA 获取的独立成分  $\mathbf{Y}$  分离后的特征基本一致, 而且像素的空间分布相同。采用相似性度量<sup>[5,17]</sup>方式满足前提条件式(5): 如果两个像素之间的相似性度量值小于阈值, 那么就丢失其中一个像素; 如果大于阈值, 则保留这两个像素。

SDS\_ICA 通过减少参与 ICA 运算的样本量来缩短 ICA 运行时间。由式(10)中的“约等于”而不是“等于”可知, 空间降采样过程是有损过程, 有损过程在一定程度上都会对数据造成损伤或丢失<sup>[18-19]</sup>。为了尽可能地减小数据损伤, 相似性阈值应越小越好, 而从减少算法运算时间的角度考虑, 阈值又越大越好。

此外, 空间降采样过程不应花费过多时间, 如果空间降采样运行时间大于 ICA 运算缩短的时间, 那么 SDS\_ICA 就失去意义。显然逐个像素进行相似性度量的空间降采样方式会消耗很多运行时间, 为缩短空间降采样时间, 本文提出网格化空间维的降采样方法, 即在每个网格化的小窗口内进行相似性度量。为了避免网格化过程丢失小目标, 小窗口之间不能有间隙, 窗口必须覆盖所有的二维像素空间, 网格化的空间像素不能遗漏任何像素; 同时, 网格化又不能有窗口重叠, 避免消耗过多的相似性度量时间。

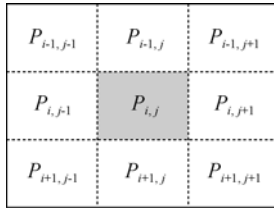
## 2.3 算法实现

根据前节讨论, 本文提出的空间降采样实现方式如图 1 所示。图 1(a)为对光谱数据的二维像素空间进行窗口划分; 图 1(b)为每个小窗口中, 周围像素与中心像素进行光谱相似性度量, 非相似像素与中心像素构成小窗口的降采样像素数据, 所有的小窗口降采样数据构成高光谱数据的空间降采样数据。采用降采样数据进行 FastICA 处理, 可以达到缩短高光谱图像 ICA 运算时间的目的。具体方法如下:



(a) 图像窗口划分图

(a) Spatial gridding chart



(b)单窗口示意图

(b) Single window chart

图 1 空间降采样示意图

Fig. 1 Schematic chart of spatial down sample

(1) 设定窗口的高度、宽度参数分别为  $m, n$ , 一般为奇数, 设定光谱角阈值为  $\eta$ , 初始化降采样数据矩阵为  $\mathbf{A}$ 。

(2) 在高光谱原始数据的二维空间内, 按照从上到下, 从左到右的次序, 选取一个  $m \times n$  大小的窗口数据。

(3) 将小窗口中心像素  $\mathbf{P}_{ij}$  放入降采样数据矩阵  $\mathbf{A}$ , 计算周围像素  $\mathbf{P}_{i-h,j-w}$  与中心像素的光谱角相似性度量值  $\alpha_{hw}$  [5,17]:

$$\alpha_{hw} = \arccos \left\{ \frac{\mathbf{P}_{ij} \cdot \mathbf{P}_{i-h,j-w}}{\|\mathbf{P}_{ij}\| \|\mathbf{P}_{i-h,j-w}\|} \right\}, \quad (11)$$

其中:  $h = -(m-1)/2, \dots, +(m-1)/2$ ,  $w = -(n-1)/2, \dots, +(n-1)/2$ 。如果  $\alpha_{hw}$  大于光谱角阈值  $\eta$ , 则周围像素  $\mathbf{P}_{i-h,j-w}$  放入降采样数据矩阵  $\mathbf{A}$ , 否则舍弃该像素, 不放入矩阵  $\mathbf{A}$ 。

(4) 如果窗口选择结束, 跳转到步骤 5, 否则返回步骤 2。

(5) 采用 FastICA 算法对矩阵  $\mathbf{A}$  进行特征分离, 得到投影矩阵  $\mathbf{W}$ , 通过式(1)计算得到光谱数据  $\mathbf{X}$  的独立成分  $\mathbf{Y}$ 。

(6) 从独立成分  $\mathbf{Y}$  中优选出有效独立成分。

值得注意的是:(1)本文提出采用网格化的空间降采样方法, 保证每个像素只经过一次相似性计算即可判定是否舍弃, 运算量不大, 便于应用;(2)网格化后仍存在少量不足一个窗口的像素, 它们可以直接放入降采样数据矩阵;(3)虽然本文仅研究了光谱角相似性度量实现像素的空间降采样, 但其他性能优异的光谱相似性度量方法[5], 如马氏距离(Mahalanobis Distance)、光谱信息散度(Spectral Information Divergence, SID)、正交投影散度(Orthogonal Projection Divergence, OPD)等也能用于降采样度量;(4)空间像素相似性度量降采样方法不仅减少了大量具有一致光谱特性的背景像素, 而且保留了具有差异光谱特性的像素样本。

### 3 实验与分析

为了验证本文提出的 SDS\_ICA 算法的性能, 本文选择常规 FastICA 算法进行对比来研究特征分离性能和运算时间。实验数据包括模拟光谱数据和外场实测光谱数据。

#### 3.1 模拟光谱数据实验

实验设计  $400(H) \times 500(W) \times 58(L)$  的场景, 场景中放置 6 种物质及两个  $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$  的小目标。从 Vega 材质库中选取 7 种材质, 它们的波段为:  $0.4 \sim 1.0 \mu\text{m}$ , 离散化 58 个波段。场景的区域分布如图 2 所示, 其中编号从 1 到 7 目标分别为阔叶树、松树、灌木、薄荷绿漆、土壤、草坪和绿帆布, 它们光谱反射率如图 3 所示。这 7 种物质既包括自然植物, 又包括人工合成材质, 它们的表现颜色比较接近绿色。由图 3 可知, 薄荷绿漆的反射率最高, 而绿帆布的反射率最低, 3 种自然植物的反射率比较接近。

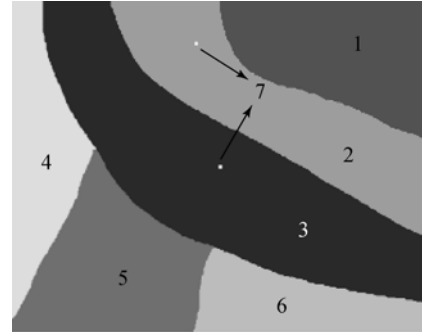


图 2 模拟区域分布图

Fig. 2 Simulation distribution chart of seven substances

通过离散化可获得复杂场景下不同目标的光谱数据。受大气衰减、光线散射及探测器噪声等众多因素的影响, 获取的光谱曲线会发生细微变换。这种变化体现为曲线形态在上下、左右发生一定范围的浮动, 可以通过在标准光谱曲线上加入乘性随机噪声和加性随机噪声, 模拟实际获取的光谱曲线。公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{T}_i = k_x \times \mathbf{S}_i + \mathbf{k}_y \\ k_x = a \times r + b, i = 1 \sim 7, \\ \mathbf{k}_y = c \times \mathbf{R} \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $\mathbf{T}_i$  为一种物质的复杂光谱特征,  $k_x$  为乘性噪声系数,  $\mathbf{k}_y$  为加性噪声向量,  $r$  为 0 至 1 的随机数,  $\mathbf{R}$  为 0 至 1 的随机向量,  $a$  和  $b$  约束了  $k_x$  的范围,  $c$  约束了  $\mathbf{k}_y$  的范围, 为了合理约束  $k_x$  和  $\mathbf{k}_y$  的取值范围,  $k_x$  主要考虑大气衰减因素,  $\mathbf{k}_y$  主要考虑探测器噪声。

为了模拟不同物质的混合特征, 将两种物质在一个像素上进行混合:

$$\mathbf{T}'_i = k_s \times \mathbf{T}_i + (1 - k_s) \times \mathbf{T}_j, \quad (13)$$

其中:  $\mathbf{T}_i = k_{xi} \times \mathbf{S}_i + \mathbf{k}_{yi}$ ,  $\mathbf{T}_j = k_{xj} \times \mathbf{S}_j + \mathbf{k}_{yj}$ ,  $k_s$  为目标成分的混合比例,  $k_{xi}$  为第一种物质的乘性噪声系数,  $\mathbf{k}_{yi}$  为第一种物质的加性噪声,  $k_{xj}$  为第二种物质的乘性噪声系数,  $\mathbf{k}_{yj}$  为第二种物质的加性噪声向量, 公式(13)等价于:

$$\mathbf{T}'_i = k_s \times \mathbf{S}_i + k_{sj} \times \mathbf{S}_j + \mathbf{k}_{hy}, \quad (14)$$

其中:  $k_{si} = k_s \times k_{xi}$ ,  $k_{sj} = (1 - k_s) \times k_{xj}$ ,  $\mathbf{k}_{hy} = k_s \times \mathbf{k}_{yi} + \mathbf{k}_{yj} - k_s \times \mathbf{k}_{yj}$ 。公式(14)经过进一步简化可得到每个像素的光谱混合公式:

$$\mathbf{T}_i = k_s \times \mathbf{S}_i + (1 - k_s) \times \mathbf{S}_j + \mathbf{k}_b, \quad (15)$$

其中  $i, j$  是 1~7 之间的随机数, 按照经验约束  $k_s \in [0.4, 1]$ ,  $\mathbf{k}_b \in [0, 0.018]$ 。

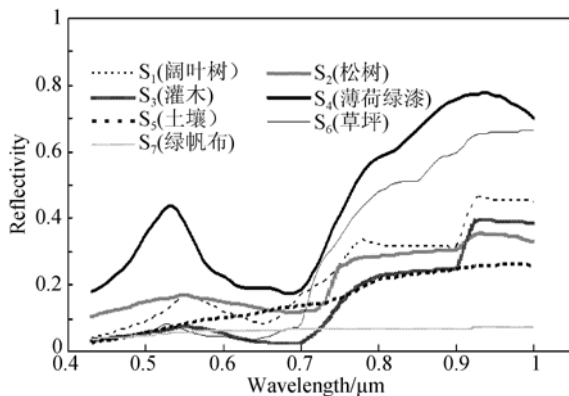


图 3 不同物质的光谱曲线图

Fig. 3 Spectral curves of different matters

### 3.2 模拟实验分析

通过高光谱模拟实验数据对比研究了传统 ICA 与 SDS\_ICA 算法性能, 分析了初始投影矩

阵、降采样窗口大小、降采样阈值对 SDS\_ICA 特征分离性能及运行时间的影响。对比实验采用 i5-3470@3.20GHz 四核 CPU 计算机, Matlab R2007a 软件平台测试, 其中 ICA 算法采用并行 FastICA, 非线性函数  $g(y) = \tanh(\alpha_1 y)$ , 收敛条件为  $1 \times 10^{-6}$ , 最大迭代次数为 1 000 次。

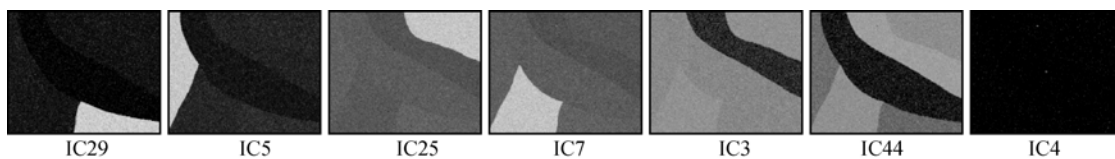
在相同初始投影矩阵、降采样窗口大小固定为  $7 \times 7$ 、降采样阈值为  $1 \sim 10^\circ$  的条件下, 利用模拟光谱数据测试传统 ICA 和不同阈值的 SDS\_ICA 方法的运行时间和特征分离性能, 结果如表 1, 表 2, 图 4~图 6 所示。传统 FastICA 的运行时间为 290.351 s, 迭代次数为 620 次, 平均单步时间为 0.468 3 s。由表 1 不同阈值条件下 SDS\_ICA 运行时间对比表可知: (1) 阈值越大, 尽管降采样比例越小, 即降采样保留像素越少, 但空间降采样的时间基本一致, 为 2.2 s; (2) 阈值越大, ICA 单步迭代时间越小, 虽然迭代次数不同, 但是 ICA 运算时间总体呈下降趋势; (3) 阈值过小, 表中小于  $1.5^\circ$  时, 由于降采样比例过高, 保留像素过多, SDS\_ICA 运行时间不降反升; (4) 阈值过大, 如表中大于  $5.5^\circ$  时, SDS\_ICA 出现不收敛情况。

不同阈值 SDS\_ICA 与传统 ICA 独立成分的特征分离性能如图 4 所示。图 4(a) 是传统 FastICA 解算的结果, 其中独立成分 IC29 分离出第 6 种物质、IC5 分离出第 4 种物质、IC25 分离出第 1 种物质、IC7 分离出第 5 种物质、IC3 分离出第 2 种物质、IC44 分离出第 3 种物质、IC4 分离出第 7 种物质。图 4(b) 是 SDS\_ICA 阈值为  $5^\circ$  时的结果, 其特征分离性能与传统 ICA 基本一致, 也可依次分离出 7 种物质。图 4(c) 为阈值增加到  $10^\circ$  时结果, 由图 4(c) 可知, 特征分离性能出现较大变化, 仅分离出 6 种物质, 未能分离出第 7 种物质。由图可知, 阈值小于  $5^\circ$  的 SDS\_ICA 具有较好的特征分离能力, 与传统 ICA 独立成分的特征分离性能基本一致。

表 1 不同阈值条件下 SDS\_ICA 运行时间的对比结果

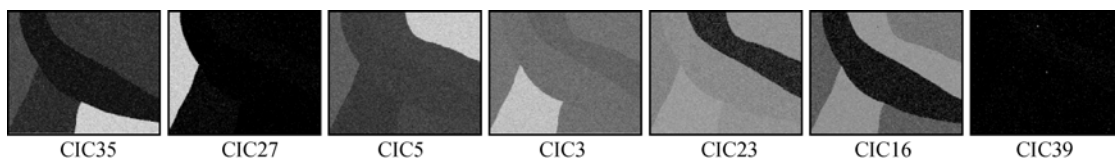
Tab. 1 Run-time comparison of SDS\_ICA in different thresholds

阈值/(°)	降采样比例/%	降采样时间/s	ICA 时间/s	ICA 迭代次数	平均单步时间/s
1	92.702	2.297	400.214	936	0.427 6
1.5	86.696	2.266	270.241	671	0.402 7
2	80.783	2.281	239.772	642	0.373 5
2.5	75.317	2.266	248.585	714	0.348 2
3	69.557	2.266	197.874	612	0.323 3
3.5	63.529	2.234	165.031	559	0.295 2
4	57.592	2.219	178.002	671	0.265 3
4.5	51.160	2.203	214.832	905	0.237 4
5	45.246	2.187	189.16	890	0.212 5
5.5	39.862	2.204	185.878	1 000	0.185 9
6	34.709	2.172	162.004	1 000	0.162 0



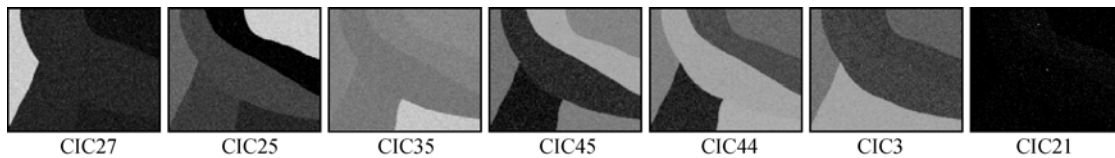
(a)传统 ICA 成分

(a) Traditional ICA components



(b)阈值为 5°时的 SDS\_ICA 成分

(b) SDS\_ICA components with threshold of 5°



(c)阈值为 10°时的 SDS\_ICA 成分

(c) SDS\_ICA components with threshold of 10°

图 4 传统 ICA 与不同阈值 SDS\_ICA 成分对比

Fig. 4 Comparison between traditional ICA and SDS\_ICA in different thresholds

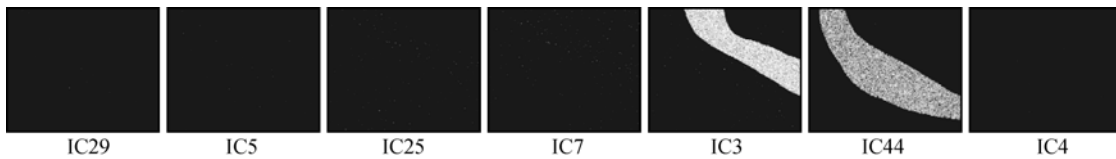
通过独立成分的零探测直方图法确定独立成分左右阈值,得到左右两侧的二值化图,可进一步对比 SDS\_ICA 与传统 ICA 独立成分的特征分离

性能。图 5 为传统 ICA 独立成分的左右两侧的二值化图,图 6 为 5°阈值 SDS\_ICA 独立成分的二值化图。二值化图中白色区域为独立成分分离探

测的物质,图中麻点是由模拟数据噪声引起的。对比图 5、图 6 可知,两种方法的探测结果差别不大,均能较好探测出 7 种物质。由此可知,只要阈值设置恰当,SDS\_ICA 就能保持与传统 ICA 较为近似的特征分离性能。

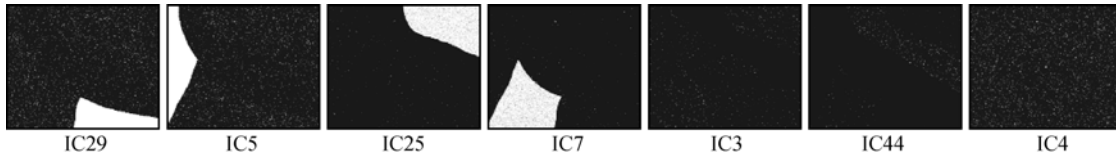
利用小目标虚警概率的探测概率可以定量对比评估传统 ICA 与 SDS\_ICA 特征分离性能,计算结果如表 2 所示。由表可知传统 ICA、5° 阈值

SDS\_ICA、10° 阈值 SDS\_ICA 的探测概率 (TPR) 除了有少许扰动外基本一致,而虚警概率 (FPR) 随着降采样阈值的增加而略有增加。这与图 4、图 5 中 SDS\_ICA 成分阈值过大,会增加一些白点的结果一致。测试结果说明空间降采样过程是有损过程,SDS\_ICA 只要选择适当阈值就能与传统 ICA 保持较为近似的特征分离性能。



(a)左侧二值化图

(a) Binary results with ICA component data less than zero

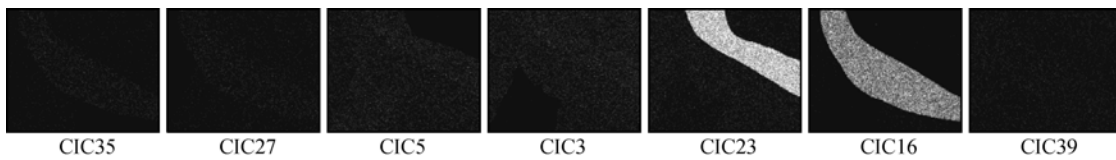


(b)右侧的二值化图

(b) Binary results with ICA component data larger than zero

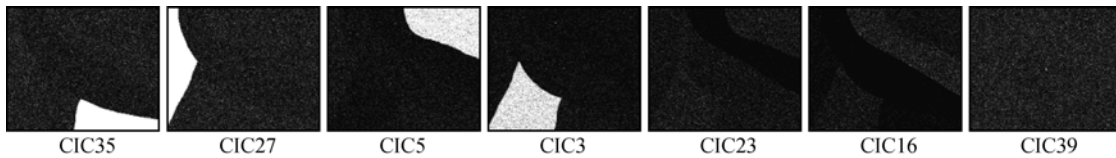
图 5 传统 ICA 独立成分的二值化图

Fig. 5 Binary results of traditional ICA



(a)左侧二值化图

(a) Binary results with SDS\_ICA component data less than zero



(b)右侧二值化图

(b) Binary results with SDS\_ICA component data larger than zero

图 6 5° 阈值 SDS\_ICA 成分的二值化图

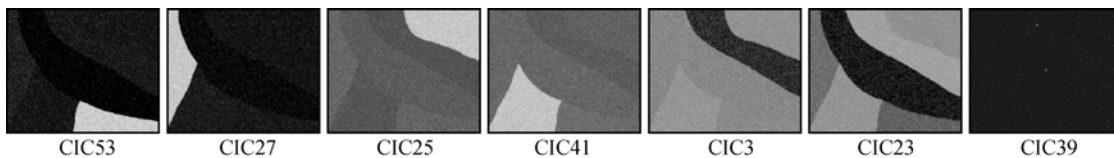
Fig. 6 Binary results of SDS\_ICA with threshold of 5°

表 2 传统 ICA 与不同阈值 SDS\_ICA 的小目标虚警概率和探测概率  
Tab. 2 FRPs and TPRs between ICA and SDS\_ICA with different thresholds

独立成分阈值/%	传统 ICA		5°降采样阈值 SDS_ICA		10°降采样阈值 SDS_ICA	
	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR	TPR
10	0.128 2	1	0.137 3	1	0.153 2	1
15	0.097 1	1	0.098 4	1	0.099 7	1
20	0.085 0	1	0.085 8	1	0.085 7	1
25	0.073 2	1	0.073 9	1	0.074 1	1
30	0.061 3	0.968 8	0.062 0	1	0.062 3	1
35	0.049 4	0.937 5	0.049 9	0.937 5	0.050 4	0.968 8
40	0.038 1	0.906 2	0.038 6	0.875 0	0.039 3	0.906 2
45	0.026 3	0.781 2	0.026 6	0.781 2	0.027 5	0.781 2
50	0.014 5	0.718 8	0.014 7	0.718 8	0.015 6	0.718 8
55	0.005 4	0.656 2	0.005 1	0.656 2	0.006 3	0.656 2
60	0.000 9	0.656 2	0.000 8	0.656 2	0.001 2	0.656 2
65	0	0.656 2	0	0.656 2	0.000 1	0.625 0
70	0	0.593 8	0	0.593 8	0	0.593 8
75	0	0.500 0	0	0.500 0	0	0.500 0
80	0	0.500 0	0	0.500 0	0	0.500 0
85	0	0.343 8	0	0.375 0	0	0.343 8
90	0	0.218 8	0	0.250 0	0	0.218 8
95	0	0.125 0	0	0.125 0	0	0.125 0

表 3 5°阈值时不同窗口的 SDS\_ICA 的运行时间对比  
Tab. 3 Run-time comparison of SDS\_ICA with 5° threshold and different windows

窗口大小	降采样比例/%	降采样时间/s	ICA 时间/s	ICA 迭代次数	平均单步时间/s
3×3	50.195	2.092	169.436	727	0.233 1
5×5	46.936	2.193	161.896	742	0.218 2
7×7	45.246	2.219	186.770	890	0.209 9
9×9	44.383	2.188	124.444	604	0.206 0
11×11	45.312	2.219	181.034	861	0.210 3



(a)3×3

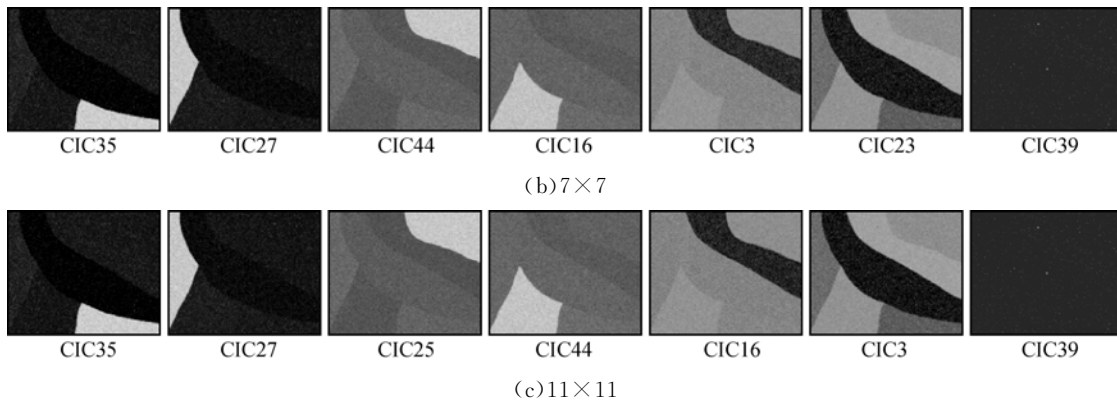


图 7 不同窗口大小的 SDS\_ICA 成分对比

Fig. 7 Comparison of SDS\_ICA component with different window sizes

在相同初始投影矩阵、降采样阈值固定为  $5^\circ$ 、窗口大小变化的条件下,对比研究了不同窗口时的运行时间和特征分离性能,结果如表 3 和图 7 所示。表 3 列出了不同窗口 SDS\_ICA 的运行时间。可见随着窗口逐渐变大,降采样比例趋于下降,降采样时间基本一致,平均单步时间趋于下降;由于迭代次数不固定,SDS\_ICA 的运行时间不固定,但其运行时间还是远远小于传统 ICA 运行时间 290.351s。图 7 列出了不同窗口 SDS\_ICA 独立成分,由图 7 可见,在阈值为  $5^\circ$  时,不同窗口的降采样独立成分的特征分离性能基本一致。由此可知,窗口参数对 SDS\_ICA 的运行时间和特征性能不敏感。

初始投影矩阵对传统 ICA 与 SDS\_ICA 迭代次数和运算时间的影响很大。在降采样阈值固定

为  $5^\circ$ 、窗口大小固定为  $7 \times 7$ 、初始投影矩阵不同的条件下,通过多次测试统计研究传统 ICA 与 SDS\_ICA 的运行时间,结果如图 8 所示。图 8(a) 中传统 ICA 运行时间为 290.351~392.556 s,10 次的平均值为 347.473 s,SDS\_ICA 的运行时间为 126.534~188.989 s,10 次的平均值为 148.655 s;图 8(b) 中,时间减少率为 34.9%~66.3%,10 次的平均值为 56.4%。虽然时间减少率不稳定,图 8(b) 中只有一次时间减少率为 34.9%,其他都在 50% 以上,时间减少明显。

扩张模拟数据像素数,并以更小步长离散化材质的光谱曲线,可以产生更大数据量的高光谱数据立方体,多次试验测试结果表明:SDS\_ICA 特征的分离性能和运行效率的提升与光谱数据量无关。

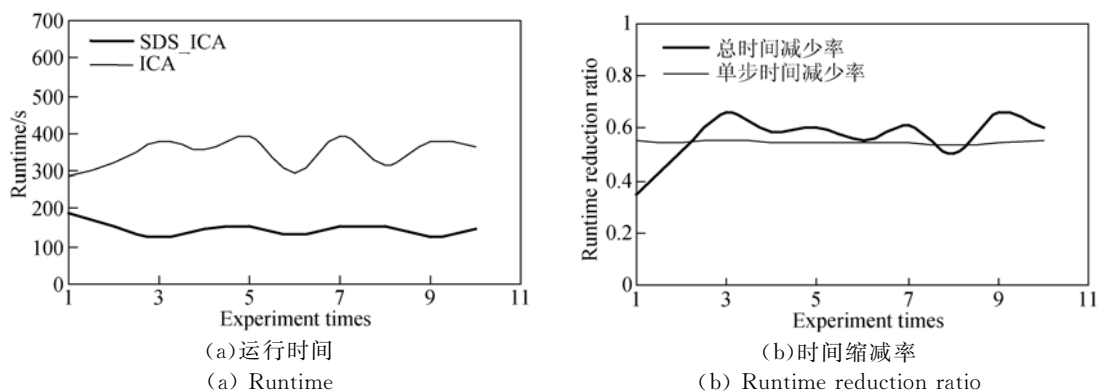


图 8 传统 ICA 与 SDS\_ICA 运行时间统计图

Fig. 8 Runtime statistics of traditional ICA and SDS\_ICA

通过对比研究可以发现:(1)SDS\_ICA 不仅能保持与传统 ICA 相同的特征分离性能,还能大幅度缩短运行时间;(2)降采样阈值对 SDS\_ICA 的特

征分离性能和运行时间影响较大,从特征分离性能角度考虑,阈值越小越好,而从运行时间角度考虑,阈值越大越好,阈值参数应适中,不能过大或过小;

(3)降采样窗口大小对 SDS\_ICA 的特征分离性能和运行时间不敏感,一般选择  $5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$  即可;  
 (4)虽然初始投影矩阵影响 ICA 的运行时间,但是运行时间减少率还是能保持在 30% 以上。

### 3.3 外场实验分析

采用波段为  $0.4 \sim 0.9 \mu\text{m}$ , 视场角为  $1.8^\circ \times 1.3^\circ$ , 瞬时视场为  $0.046 \text{ mrad}$  的某型成像光谱仪<sup>[20-21]</sup>, 在能见度为 5 km 的某靶场, 针对  $6.0 \text{ m} \times 2.2 \text{ m}$  伪装车辆, 3 km 探测距离外采集了图像高度  $H=491(\text{pixel})$ , 图像宽度  $W=674(\text{pixel})$ , 光谱波段数  $L=61$ (窄带波段数)的高光谱数据立

方体。经过调试,空间降采样 ICA 的阈值确定为  $2.5^\circ$ , 窗口大小确定为  $7 \times 7$ 。

传统 ICA 有效独立成分如图 9 所示, 对应的空间降采样有效独立成分如图 10 所示, 第一成分 IC32 和 CIC28 主要分离出车辆后方的树林, 第二成分 IC48 和 CIC16 分离出噪声信息, IC52 和 CIC49 主要分离出车体及车辆前方不明物, IC28 和 CIC41 主要分离出车辆前方的灌木, IC61 和 CIC48 主要分离出炮管及天空, IC14 和 CIC45 主要分离出车辆前方的庄稼。对比图 9 和图 10 可以看出两者的特征分离性能基本一致。

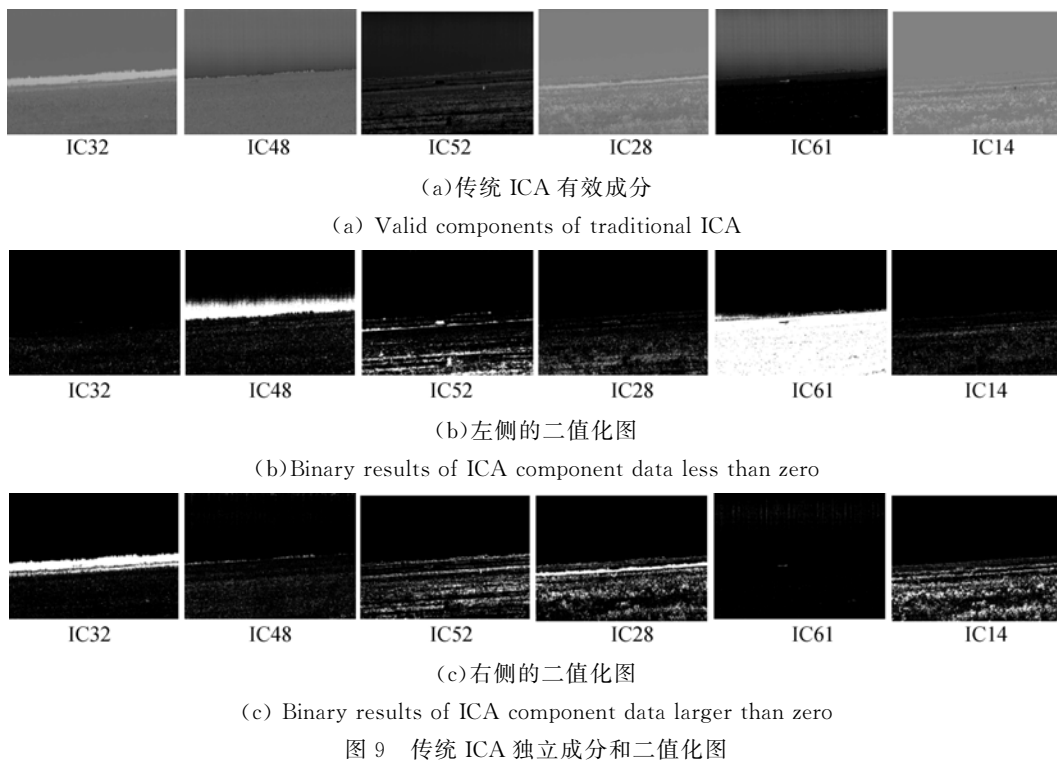
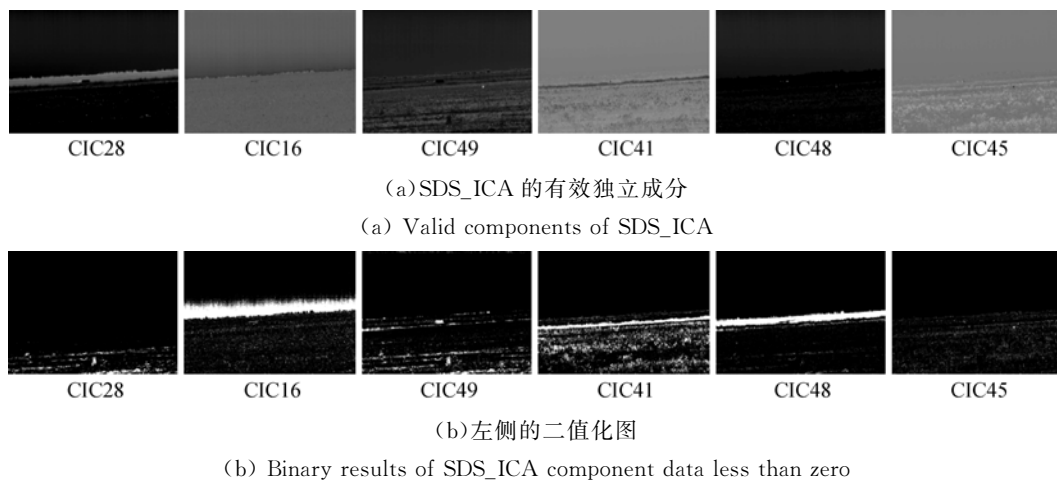
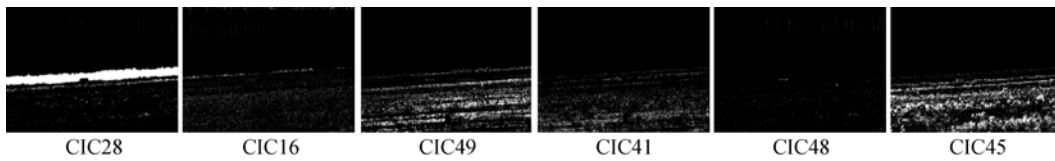


图 9 传统 ICA 独立成分和二值化图  
 Fig. 9 IC components and binary results of traditional ICA



(b) Binary results of SDS\_ICA component data less than zero

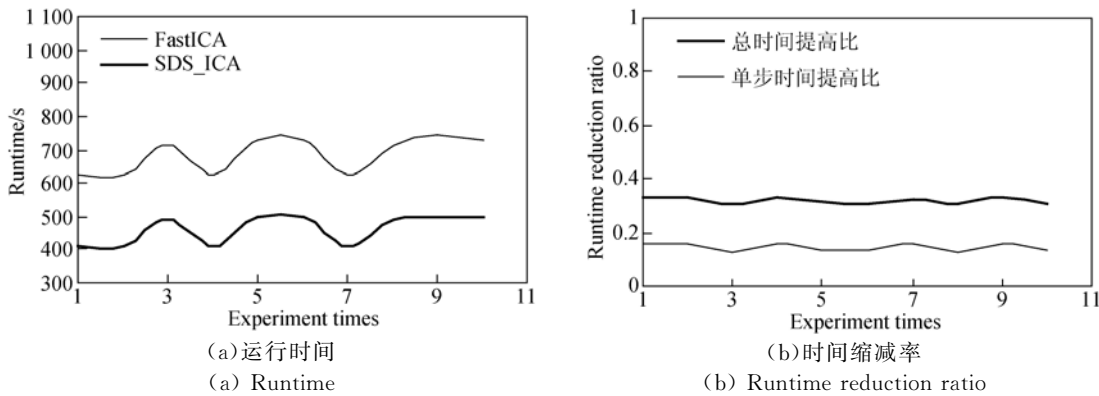


(c) 右侧的二值化图

(c) Binary results of SDS\_ICA component data larger than zero

图 10 SDS\_ICA 独立成分及二值化图

Fig. 10 Components and binary results of SDS\_ICA



(a) 运行时间

(a) Runtime

(b) 时间缩减率

(b) Runtime reduction ratio

图 11 传统 ICA 与 SDS\_ICA 运行时间统计图

Fig. 11 Runtime statistics of traditional ICA and SDS\_ICA

为了对比 SDS\_ICA 与传统 ICA 的运行时间, 将不同初始投影矩阵下的多次运行时间统计如图 11 所示。从图中可以清楚看到 SDS\_ICA 的运行时间比传统 ICA 的运行时间缩减了 30% 以上。

#### 4 结 论

SDS\_ICA 方法采用网格化窗口中心像素与周围像素的相似性度量来减少高光谱图像光谱特性相似的像素, 进而减少了 ICA 运算的样本量,

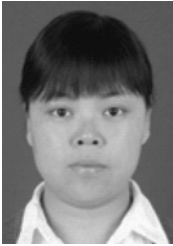
缩短了 ICA 运算时间。通过高光谱模拟数据和外场实测数据, 对比研究了传统 ICA 与 SDS\_ICA 的特征分离性能及运行时间。实验结果表明: 降采样阈值参数敏感, 而降采样窗口参数不敏感, 只要选择合适参数, 不仅能使 SDS\_ICA 与传统 ICA 具有相同的特征分离性能, 还能大幅度缩短运行时间, 运行时间减少率保持在 30% 以上。该方法原理简单, 易于实现, 在高光谱准实时特征提取、数据降维及目标探测领域具有广泛的应用前景。

#### 参考文献:

- [1] HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. *Independent Component Analysis* [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [2] WANG J, CHANG CH 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.
- [3] CHANG CH I, JIAO X L, WU CH CH, et al.. Component analysis-based unsupervised linear spectral mixture analysis for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(11): 4123-4137.
- [4] WANG J, CHANG CH 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.
- [5] CHANG CH I. *Hyperspectral Data Processing Algorithm Design and Analysis* [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2013.
- [6] 杜鹏, 赵慧洁. 基于抗噪声 ICA 的高光谱数据特征提取方法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2005, 31(10): 1101-1105.

- DU P, ZHAO H J. Noise robust ICA feature extraction algorithm for hyperspectral image [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2005, 31(10): 1101-1105. (in Chinese)
- [7] 付小宁, 张涛, 万里. 基于多光谱分离的烟雾检测[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11): 2798-2802.
- FU X N, ZHANG T, WAN L. Smoke detection based on multispectral separation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(11): 2798-2802. (in Chinese)
- [8] 秦玉华, 丁香乾, 宫会丽. 高维特征选择方法在近红外光谱分类中的应用[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(5): 1355-1359.
- QIN Y H, DING X Q, GONG H L. High dimensional feature selection in near infrared spectroscopy classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(5): 1355-1359. (in Chinese)
- [9] 刘志刚, 卢云龙, 魏一苇. 有监督的高光谱图像伪装目标检测方法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(11): 3076-3081.
- LIU ZH G, LU Y L, WEI Y W. Supervised method for hyperspectral image camouflage target detection [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(11): 3076-3081. (in Chinese)
- [10] 李平, 魏仲慧, 何昕, 等. 采用多形状特征融合的多视点目标识别[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(12): 3368-3376.
- LI P, WEI ZH H, HE X, *et al.*. Object recognition based on shape feature fusion under multi-views[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(12): 3368-3376. (in Chinese)
- [11] 曾生根, 朱宁波, 包晔, 等. 一种改进的快速独立分量分析算法及其在图象分离中的应用[J]. *中国图象图形学报*, 2003, 8(10): 1159-1165. (in Chinese)
- ZHENG SH G, ZHU N B, BAO Y, *et al.*. A modified fast independent component analysis and its application to image separation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(10): 1159-1165. (in Chinese)
- [12] 黄丽妍, 高强, 亢海燕, 等. 改进的快速独立分量分析算法[J]. *华北电力大学学报*, 2006, 33(3): 59-62.
- HUANG L Y, GAO Q, KANG H Y, *et al.*. Improved fast ICA algorithm [J]. *Journal of North China Electric Power University*, 2006, 33(3): 59-62. (in Chinese)
- [13] 季策, 于洋, 于鹏. 改进的独立分量分析算法[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2010, 8(8): 1086-1088.
- JI C, YU Y, YU P. Improved algorithm for independent component analysis [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2010, 8(8): 1086-1088. (in Chinese)
- [14] 杨俊安, 庄镇泉, 吴波, 等. 一种基于负熵最大化的改进的独立分量分析快速算法[J]. *电路与系统学报*, 2002, 7(4): 37-40.
- YANG J A, ZHUANG ZH Q, WU B, *et al.*. An improved fast ICA algorithm based on negentropy maximization [J]. 2002, 7(4): 37-40. (in Chinese)
- [15] 季策, 胡祥楠, 朱丽春, 等. 改进的高阶收敛 FastICA 算法[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2011, 32(10): 1390-1393.
- JI C, HU X N, ZHU L CH, *et al.*. Improved higher order convergent fast ICA algorithm [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2011, 32(10): 1390-1393. (in Chinese)
- [16] 季策, 王艳茹, 沙明博, 等. 引入松弛因子的高阶收敛 FastICA 算法[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2014, 35(2): 204-207.
- JI C, WANG Y R, SHA M B, *et al.*. Relaxation factor-based fast ICA with higher order convergence [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2014, 35(2): 204-207. (in Chinese)
- [17] GU Y F, WANG CH, WANG SH ZH, *et al.*. Kernel-based regularized-angle spectral matching for target detection in hyperspectral imagery [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32: 114-119.
- [18] 王忠良, 冯燕, 肖华, 等. 高光谱图像的分布式压缩感知成像与重构[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(4): 1131-1137.
- WANG ZH L, FENG Y, XIAO H, *et al.*. Distributed compressive sensing imaging and reconstruction of hyperspectral imagery [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1131-1137. (in Chinese)
- [19] 殷亚男, 王晓东, 李丙玉. 基于预测和 JPEG2000 的 MODIS 红外辐射多光谱图像无损压缩算法[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(6): 922-926.
- YIN Y N, WANG X D, LI B Y. Lossless compression method based on prediction and JPEG2000 for MODIS emissive IR bands multispectral image [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(6): 922-926. (in Chinese)

- [20] 张茗璇, 高教波, 孟合民, 等. 基于傅里叶变换光谱技术的 Zoom-FFT 算法研究[J]. 应用光学, 2013, 34(3): 452-456.  
ZHANG M X, GAO J B, MENG H M, *et al.*. Zoom-FFT based on fourier transform spectroscopy [J]. *Journal of Applied Optics*, 2013, 34(3): 452-456. (in Chinese)
- [21] 李宇, 高教波, 孟合民, 等. 基于统一计算设备架构的干涉成像光谱快速反演技术研究[J]. 应用光学, 2014, 35(3): 414-419.  
LI Y, GAO J B, MENG H M, *et al.*. Fast inversion techniques of interferogram imaging spectrum base on CUDA [J]. *Journal of Applied Optics*, 2014, 35(3): 414-419. (in Chinese)

**作者简介:**

朱院院(1979—),女,陕西西安人,博士研究生,工程师,2006年于西安理工大学获得硕士学位,主要从事光谱目标实时检测、融合等方面的研究。E-mail: zhuyuanme@126.com

**导师简介:**

高教波(1962—),男,湖北广水人,研究员,博士生导师,1989年于清华大学获得硕士学位,主要从事光电系统建模仿真评估、目标光学特性开发应用、光谱成像探测技术方面的研究。E-mail: gjbxiang@163.com

**通讯作者:**

高泽东(1980—),男,江苏如皋人,高级工程师,2006年于陕西科技大学获得硕士学位,主要从事高光谱数据融合及准实时光谱目标探测方面的研究。E-mail: zedonggao@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)