

## 基于独立成分分析的高光谱图像数据降维及压缩

冯 燕 何明一 宋江红 魏 江

(西北工业大学电子信息学院陕西省信息获取与处理重点实验室 西安 710072)

**摘 要:** 该文提出了一种以高光谱图像分析为目标的基于独立成分分析的高光谱图像降维和压缩方法。该方法首先通过独立成分分析提取高光谱数据的光谱特征实现高光谱图像降维,再对降维后的图像采用预测和自适应算术编码的方法进行压缩。对 220 波段和 64 波段高光谱数据的实验结果表明,该方法与基于主成分分析的降维相比,压缩比有所提高,特别是更有利于后续的分析处理,但峰值信噪比有所降低。

**关键词:** 高光谱图像压缩; 独立成分分析; 主成分分析; 降维; 分类

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)12-2871-05

## ICA-Based Dimensionality Reduction and Compression of Hyperspectral Images

Feng Yan He Ming-yi Song Jiang-hong Wei Jiang

(*Shaanxi Key Lab of Information Acquisition and Processing, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*)

**Abstract:** This paper proposes a dimensionality reduction and compression method of hyperspectral images based on Independent Component Analysis(ICA) for hyperspectral image analysis. At first hyperspectral features are extracted using ICA and dimensionality reduction is accomplished. Then, dimensionality reduction images are compressed by the predictive code and adaptive arithmetic code. The experimental results by using 220 bands and 64 bands hyperspectral data show that the method achieved higher compression ratio, more strong analysis capability and lower peak signal-to-noise ratio than dimensionality reduction based on Principal Components Analysis(PCA).

**Key words:** Hyperspectral image compression; Independent Component Analysis(ICA); Principal Components Analysis(PCA); Dimensionality reduction; Classification

### 1 引言

随着遥感技术的发展,新型传感器的波段数在不断增加。高光谱遥感数据达到几十个甚至几百个波段,提供了关于地物更细致的光谱信息,但同时不仅给遥感数据的存储和传输带来过重负担,而且也给高光谱图像的有效处理带来了困难。近年来对高光谱图像压缩技术的研究比较活跃,国内外每年都有一些关于高光谱图像压缩的文章在遥感技术和图像处理的相关刊物和会议上发表。这些文章主要是根据高光谱遥感图像的特征,综合应用变换、预测和矢量量化等多种技术实现高光谱图像的压缩。由于利用高光谱图像数据的目的是对地物的分析和解译,如何在保留用于分析的重要信息的前提下有效地去除高光谱图像数据冗余是具有挑战性的工作。因此,研究面向分析(分类和目标识别)的高光谱图像降维和压缩方法,不仅能够对海量的高光谱数据进行有效的压缩,而且有利于高光谱图像的后续分析处理。

利用高光谱遥感图像波段间存在大量冗余的特点对其

进行降维处理,是高光谱图像的压缩方法之一。主分量分析(Principal Components Analysis, PCA)是目前常用的高光谱数据降维处理方法, Kaarna 等首先对高光谱图像数据进行聚类分析,然后采用PCA对各类别的光谱特性进行降维来实现压缩<sup>[1]</sup>。吴家骥和吴成柯首先对高光谱图像进行二维小波变换,然后通过PCA减少频率的相关性<sup>[2]</sup>。闫敬文和沈贵明用PCA消除高光谱图像的谱间相关性<sup>[3]</sup>。张绍荣和苏令华提出了一种基于PCA的高光谱图像压缩方法<sup>[4]</sup>。PCA不仅能够去除高光谱图像波段间的二阶相关性,而且能够将主要的能量集中在前几个主成分分量中,因此,利用PCA的前几个主分量实现高光谱数据的降维,重构的高光谱图像与原始图像相比具有方差小和峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)高的特点。但是,最近Ramakrishna等<sup>[5]</sup>的论文指出,高光谱图像数据揭示了在数据分析中非常重要的信息(人造物和小目标等),这些信息经PCA变换后,分布在特征值较小的分量中,舍弃这些分量对方差和PSNR的影响很小,但一些重要信息有可能被抑制掉,因此PSNR不是一个合适的用来测量面向分析的高光谱重构图像质量的评判标准。独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)

是利用统计独立作为目标来分离独立成分的信号分解技术,有利于小目标、小类别信息的保留,并且独立成分与高光谱图像中存在的特征是有联系的<sup>[6]</sup>。ICA是从盲信号分离领域发展出来的一种信号处理方法,其目的是把观测到的混合信号分解为相互之间统计独立的成分。与PCA去相关(二阶统计矩)得到的PC图像相比,ICA利用高阶统计矩提取的独立成分IC图像,具有更强的统计特性<sup>[7]</sup>,与PCA进行特征提取相比,更有利于高光谱图像数据的分析处理。

本文提出了一种基于ICA的面向分析的高光谱图像降维和压缩方法,该方法首先通过ICA提取高光谱数据的光谱特征实现高光谱图像降维,即去除谱间冗余,其次对降维后的图像采用预测的方法去除空间冗余,最后通过自适应算术编码去除统计冗余。由于ICA具有很强的特征提取能力,因此,经逆算术编码和预测解压缩得到的IC图像可直接用于高光谱图像的分析处理。在实验的基础上对算法的压缩性能进行了分析并且通过分类精度和目视对提出的用于分析的算法进行了验证。

## 2 独立成分分析

ICA是近年来从盲信号分离发展起来的一种信号处理方法,其目的是把观测到的混合信号分解为相互之间统计独立的成分。相比PCA只能利用数据的二阶统计量的缺点,ICA利用了高阶的统计信息,更有利于进行观测信号的分解。

设有 $n$ 个未知的源信号 $s_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ ,构成一个列向量 $\mathbf{s}=[s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ ,  $\mathbf{x}=[x_0, x_1, \dots, x_m]^T$ 是由 $m$ 个观察信号 $x_i$ ,  $i=1,\dots,m$ 构成的列向量。对于 $\mathbf{x}$ ,可以做如下分解:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}, \quad m \geq n \quad (1)$$

式中 $\mathbf{A}$ 是一个 $m \times n$ 维矩阵,称为混合矩阵。独立成分分析的目的是以统计独立为优化目标,寻找变换矩阵 $\mathbf{W}$ ,通过这种变换能由观察信号 $\mathbf{x}$ 计算出未知的源信号 $\mathbf{s}$ 。

根据目标函数的不同,ICA的实现算法包括最大似然估计法、最大熵法、最小互信息法等。这些算法共同的前提是已知源信号的数目为 $n$ ,利用分离后的信号各个分量之间的最大独立性来建立对比函数,从而寻找一种迭代算法从观察信号中同时分离出 $n$ 个源信号。对于遥感高光谱数据,事先并不知道作为源信号的光谱特征有多少个,本文采用文献[8]的快速定点ICA算法,每次从源信号中分离出一个独立成分,直至所有的独立成分被分离出来。

对于一个随机变量,峰度(kurtosis)可以作为其非高斯性的量度,因此可将每一个独立成分视为峰度的一个极值点。将零均值且已白化过的随机向量 $\mathbf{x}$ 投影到向量 $\mathbf{w}$ ,通过寻找其在约束条件下峰度的最优值来确定独立成分。峰度定义为

$$\text{kurt}(s_i) = E[(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^4] - 3\{E[(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2]\}^2 \quad (2)$$

约束条件是

$$E[(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2] = 1 \quad (3)$$

当 $\mathbf{w}^T \mathbf{x} = \pm s_i$ 时, $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$ 的峰度可取得局部极值。 $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$ 的峰度关于 $\mathbf{w}$ 的梯度

$$\nabla_{\mathbf{w}} \text{kurt}(\mathbf{w}) = 4\{E[\mathbf{x}(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^3] - 3\mathbf{C}_x \mathbf{w} E[(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2]\} \quad (4)$$

这里 $\mathbf{C}_x$ 为数据 $\mathbf{x}$ 的协方差矩阵。通过古典Kuhn-Tucker条件和式(3),可得到

$$2\lambda \mathbf{C}_x \mathbf{w} = 4\{E[\mathbf{x}(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^3] - 3\mathbf{C}_x \mathbf{w} E[(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2]\} \quad (5)$$

$$\mathbf{w} = \frac{2}{\lambda} \{\mathbf{C}_x^{-1} E[\mathbf{x}(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^3] - 3\mathbf{w}\} \quad (6)$$

$\lambda$ 是拉格朗日因子, $\mathbf{w}$ 可由下式递推得到

$$\mathbf{w}^*(k) = \mathbf{C}_x^{-1} E[\mathbf{x}(\mathbf{w}(k-1)^T \mathbf{x})^3] - 3\mathbf{w}(k-1) \quad (7)$$

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}^*(k) / \sqrt{\mathbf{w}^*(k)^T \mathbf{C}_x \mathbf{w}^*(k)} \quad (8)$$

## 3 基于ICA的高光谱数据降维

高光谱遥感数据提供了几十个至几百个波段关于地物的光谱图像,为了实现独立成分分析,需将高光谱数据的每个像元按照光谱波段展开为列矢量。高光谱遥感图像数据反映了不同波段对地物的光谱反射特性,可看作三维数据( $M \times N \times B$ ),其中 $M \times N$ 是图像的空间尺寸, $B$ 表示波段数。通过转换可变为一个 $B$ 行 $M \times N$ 列的矩阵 $\mathbf{X}$ ,矩阵 $\mathbf{X}$ 中的每一行表示一个波段的数据,基于ICA高光谱数据降维(Dimensionality Reduction, DR)的结果是产生 $L$ 个IC图像,因为 $L < B$ ,从而达到降维和压缩的目的。 $L$ 是综合考虑高光谱图像类别、IC图像的高阶统计量和压缩能力来确定的。

ICA-DR算法的步骤如下:

(1) 将高光谱数据的每个像元按照光谱波段展开为 $B$ 行 $M \times N$ 列的矩阵 $\mathbf{X}$ , $\mathbf{X}$ 为观察信号;

(2) 对观察信号进行零均值和白化处理;

(3) 初始化 $\mathbf{w}_i(k)$ 为随机向量,令其模为1,置 $k=1$ ;

(4) 若非第1个提取的独立成分,则需减去已提取出的独立成分的投影;

(5) 用 $\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{C}_x^{-1} E[\mathbf{x}(\mathbf{w}_i(k-1)^T \mathbf{x})^3] - 3\mathbf{w}_i(k-1)$ 对 $\mathbf{w}(k)$ 进行迭代,其中 $\mathbf{x}$ 为组成矩阵 $\mathbf{X}$ 的列向量, $\mathbf{C}_x^{-1}$ 为 $\mathbf{X}$ 的协方差矩阵;

(6) 若 $|\mathbf{w}_i(k)^T \mathbf{w}_i(k-1)|$ 不是足够地接近1,则置 $k=k+1$ ,返回至步骤(4);否则,保留矢量 $\mathbf{w}_i(k)$ 到变换矩阵 $\mathbf{W}$ 中;

(6) 是否独立成分已全部分离?若是,执行步骤(8);否则,置 $i=i+1$ ,返回步骤(3);

(7) 记录主分量的个数 $L=i$ ,计算 $\mathbf{W}^T \mathbf{X}$ ,得到IC图像。

算法中 $\mathbf{W}$ 为所求的变换矩阵,其每一列由向量 $\mathbf{w}_i(k)$ 构成,共有 $L$ 列,步骤(4)是为了保证每次所估计的都是不同的独立成分,因而增加的正交投影操作。

## 4 基于ICA的高光谱数据压缩

高光谱图像存在空间冗余和谱间冗余，因此高光谱数据压缩应尽量去除这两种相关性，然后进行熵编码。经 ICA 变换后，由于各独立成分是统计独立的，因此去除了高光谱数据中的谱间冗余，但每幅 IC 图像还存在着空间冗余，为了说明利用 ICA 进行降维和去除谱间冗余的压缩效果和后续的分析能力，因此对 IC 图像进行无损压缩，采用预测的方法去除空间冗余，然后进行自适应算术编码，形成输出码流。高光谱图像压缩和解压算法框图如图 1 所示。

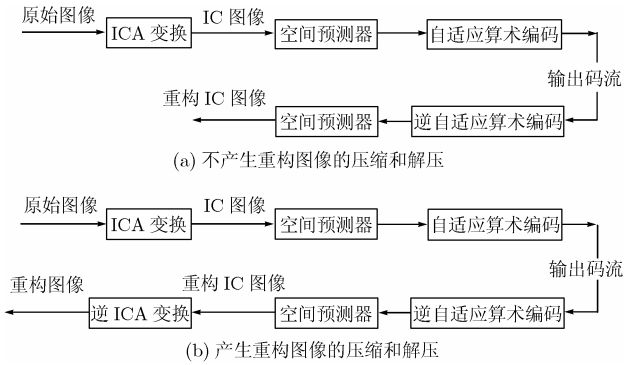


图 1 高光谱图像压缩和解压算法框图

算法中使用的预测器为

$$\hat{s} = \begin{cases} \min(s_1, s_2), & s_3 \geq \max(s_1, s_2) \\ \max(s_1, s_2), & s_3 \leq \min(s_1, s_2) \\ s_1 + s_2 - s_3, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中  $\hat{s}$  为图像中的某点  $s$  的预测值， $s_1, s_2, s_3$  为  $s$  的 3 个相邻点，分别表示左邻点，上邻点和左上邻点，这样选择预测器主要是考虑到一般局部图像的边缘总会呈现出一些方向特性，因此根据边缘检测结果进行自动切换，可以减少预测误差，提高压缩率。

由于 ICA 有效地提取了信源的特征，可以直接用于高光谱图像的分类和目标识别，因此有两种解压方法。一种方法如图 1(a)所示，解压到重构的 IC 图像，由于空间采用的是无损压缩方法，重构的 IC 图像与从原始高光谱遥感图像数据中提取的 IC 图像相同，直接利用 IC 图像进行分类和目标识别，既节省了重构原始图像的时间，又省去了图像分析的预处理过程，这是本算法的特色之处；另一种方法如图 1(b)所示，与常规的解压过程相同，解压得到重构的原始图像。

### 5 实验结果与分析

(1)220 波段高光谱数据 实验数据是 1992 年美国 AVIRIS 扫描仪在印第安纳获得的 220 波段高光谱数据，图 2 为其中 30, 90, 130 波段的图像，由于一些波段图像的噪声较大，因此选择质量较好的 190 个波段作为压缩和分类实验数据。为了与 PCA 进行降维的压缩性能进行比较，表 1 列出了本文方法和将本文方法中的 ICA 降维改为 PCA 降维后的压缩比和峰值信噪比，其中，光谱维数表示降维后所选的

特征数。

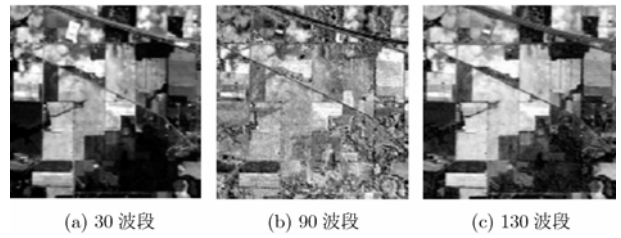


图 2 220 波段高光谱数据中 3 个波段的图像

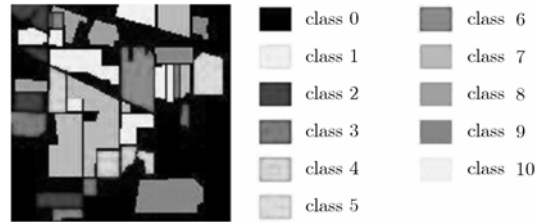


图 3 GIS 分类结果

表 1 PCA 和 ICA 降维的压缩性能

光谱维数	PCA 降维		ICA 降维	
	压缩比	PSNR(dB)	压缩比	PSNR(dB)
15	20.57	42.30	21.44	40.97
12	24.93	41.52	26.91	36.67
10	29.74	41.04	32.86	35.01

为了说明本方法得到的重构 IC 图像的分类性能，对实验数据进行了分类验证实验。图 3 为地理信息系统 (Geographics Information System, GIS)给出的实验数据的分类结果，其中 Class 0 为未分类的像元。根据对应的 GIS 数据，该地区主要包含了 10 种地物。实验选择其中部分像元作为训练样本，其余作为测试样本，如表 2 所示。由于 ICA 具有特征提取和降维的作用，直接对解压后的 IC 图像，采用多层前向神经网络 (Multi-Layer Feedforward Neural Network, MLFNN)对数据进行分类，MLFNN 的规模不至于过于庞大，有利于网络的训练。为了与主成分分析进行降维的性能进行比较，表 3 给出了保留 12 个独立成分进行压缩和 12 个主成分进行压缩后的训练样本和测试样本的各类分类精度和总体分类精度，总体分类精度是指正确分类的样本数与总样本数之比。

表 2 样本描述

地物类别	样本数量		地物类别	样本数量	
	训练样本	测试样本		训练样本	测试样本
1	338	1037	6	229	697
2	191	595	7	584	1791
3	123	355	8	146	402
4	182	548	9	323	964

5	122	367	10	88	237
---	-----	-----	----	----	-----

由压缩实验结果表 1 可看出在相同的光谱维数条件下, 基于 ICA 降维得到的压缩比略高于 PCA 降维, 但峰值信噪比却低于 PCA 降维并且随着维数的降低峰值信噪比下降的较快。这主要是由于 ICA 提取的是独立成分分量, 与某种地物相对应, 因此, 与 PCA 相比具有较高的空间相关性, 所以压缩比较高。而 PCA 将主要能量集中在前几个主成分分量中, 所以具有较高的峰值信噪比并且随着维数的降低峰值信噪比下降的较慢。由于分类是高光谱图像数据的主要应用目的之一, 对解压得到的 IC 图像和 PC 图像直接进行分类实验, 实验结果表明基于 ICA 降维得到的分类精度无论是训练样本还是测试样本均高于 PCA 降维, 在光谱维数为 12 的情况下(表 3), 训练集总体分类精度提高了 19.5%, 测试集总体分类精度提高了 16.84%。因此, 本文提出的基于 ICA 降维的压缩算法, 虽然峰值信噪比低于 PCA 降维, 但由于更好地提取了高光谱图像中的特征, 具有更强的分类能力, 便于后续的分析处理。

表 3 两种降维方法的分类实验结果

地物类别	PCA 分类精度 (%)		ICA 分类精度 (%)	
	训练样本	测试样本	训练样本	测试样本
1	78.46	74.63	92.90	88.72
2	60.14	57.94	89.53	84.37
3	41.25	39.54	97.56	84.23
4	85.13	80.80	96.15	92.52
5	100.00	99.46	100.00	99.18
6	70.43	66.17	93.01	87.23
7	65.86	63.51	93.66	89.84
8	81.95	74.76	93.15	85.07
9	96.89	94.56	99.69	97.82
10	61.32	60.55	87.50	79.32
总体	74.82	71.99	94.32	88.83

(2)64 波段高光谱数据 使用由国家 863 计划 308 办公室和中国科学院上海技术物理所提供的某地机载飞行采集的 64 波段高光谱数据, 其空间分辨率为 10m, 谱间分辨率为 10nm。为了检验本文算法对不同成像内容的压缩能力, 从中选取了 3 组不同区域图像, 图像大小为 256×256。图 4 是这 3 组数据中的代表图像。



(a) 图像 Sub0(9 波段) (b) 图像 Sub1(19 波段) (c) 图像 Sub2(29 波段)

图 4 3 组高光谱图像

表 4 列出了本文算法在提取了 9 个独立成分分量, 即谱间降维为 9 个 IC 图像再进行压缩后的压缩比和峰值信噪比, 同时, 给出了将本文算法中的 ICA 降维改为 PCA 降维, 在提取 9 个 PC 图像后的压缩比和峰值信噪比。

由实验结果可看出对于 3 组高光谱图像数据, 基于 ICA 降维得到的压缩比均略高于 PCA 降维, 但峰值信噪比却低于 PCA 降维, 这与 220 波段高光谱数据得到的结果类似。图 5 为图像 Sub1 经 ICA 和 PCA 两种降维方法得到的前 3 幅图像, 由图可看出, 与 PCA 进行特征提取不同, ICA 提取的是场景中的不同地物(河流、田野和人造物等), 不同的 IC 图像对不同的地物敏感, 有利于后续的分析处理。

表 4 两种降维方法的压缩性能

图像	PCA 降维		ICA 降维	
	压缩比	PSNR(dB)	压缩比	PSNR(dB)
Sub0	13.37	46.84	13.87	37.20
Sub1	12.52	46.70	14.08	37.11
Sub2	13.37	46.56	13.58	38.51
平均	13.08	46.70	13.84	37.61



(a) ICA 降维的前 3 幅图像



(b) PCA 降维的前 3 幅图像

图 5 ICA 和 PCA 降维得到的前 3 幅图像

## 6 结束语

本文提出了一种基于 ICA 和预测编码的高光谱图像压缩方法, 这种方法是高光谱图像分析为目标的。该方法首先通过 ICA 提取高光谱数据的光谱特征实现高光谱图像降维, 再对降维后的图像采用预测和自适应算术编码的方法进行压缩。由于 ICA 具有很强的特征提取能力, 因此本文方法有利于后续的分析处理。由于目前还没有针对面向分析的压缩方法的评价标准, 因此仍然采用压缩比和峰值信噪比对算法的压缩性能进行分析, 并且通过分类精度和目视对提出的用于分析的算法进行了验证。实验结果表明与 PCA 降维相

比, 本文方法虽然峰值信噪比有所降低, 但压缩比略有提高并且解压后的 IC 图像具有更强的分类和目标识别能力。

由于 ICA 提取的特征在出现顺序上是随机的, 如何选择实现进一步的降维, 目前还没有理想的方法, 需要进一步研究。

### 参 考 文 献

- [1] Kaarna A, Zemcik P, and iainen H, *et al.*. Compression of multispectral remote sensing images using clustering and spectral reduction. *IEEE Trans. on Sci. Remote Sensing*, 2000, 38(2): 1588-1592.
- [2] 吴家骥, 吴成柯. Karhunen-Loeve 和小波变换的多光谱图像三维集合嵌入块编码压缩算法. *电子与信息学报*, 2005, 27(8): 1244-1247.
- Wu Jia-ji and Wu Cheng-ke. Compression of multispectral image using three-dimensional embedded block coding algorithm based on Karhunen-Loeve and wavelet transforms. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2005, 27(8): 1244-1247.
- [3] 闫敬文, 沈贵明. 基于三维 KLT/WT/WTVQ 的多光谱数据压缩方法. *厦门大学学报*, 2001, 40(5): 1051-1055.
- Yan Jing-wen and Shen Gui-ming. A method for 3D multispectral data compression based on KLT/WT/WTVQ. *Journal of Xiamen University*, 2001, 40(5): 1051-1055.
- [4] 张绍荣, 苏令华. 一种基于主成分分析的高光谱图像压缩方法. *无线电工程*, 2005, 35(9): 53-54.
- Zhang Shao-rong and Su Ling-hua. A compression method of hyperspectral images based on PCA. *Radio Engineering*, 2005, 35(9): 53-54.
- [5] Ramakrishna B, Wang Jing, and Chang C I, *et al.*. Spectral/spatial hyperspectral image compression in conjunction with virtual dimensionality. Algorithms and technologies for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery XI, Proc. 5806, SPIE, 2005: 772-781.
- [6] Robila S A and Varshney P K. A fast source separation algorithm for hyperspectral image processing. IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing, Toronto, Canada, 2002, 6: 3516-3518.
- [7] Lennon1 M, Mercier1 G, and Mouchot1 M C, *et al.*. Independent component analysis as a tool for the dimensionality reduction and the representation of hyperspectral images. IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing, Sydney, Australian, 2001, 6: 2893-2895.
- [8] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.

冯 燕: 女, 1963 年生, 教授, 在职博士生, 研究方向为高光谱数据分析、数据压缩、神经网络和图像处理等。

何明一: 男, 1958 年生, 教授, 博士生导师, 陕西省信息获取与处理重点实验室主任, 主要研究方向为信息获取与智能处理、图像与图形处理和三维测量技术等。