

高光谱影像的M-ICA地物识别算法与应用

林志垒, 晏路明*

(福建师范大学 地理科学学院, 福州 350007)

摘要: 高光谱遥感能以纳米量级宽度的窄波段及多达数百个的波段, 对目标进行连续的光谱成像, 但其海量数据及相邻波段高度相关造成的数据冗余却制约着它的应用。因此, 对高光谱遥感影像分类须进行有效的处理、寻找最优特征, 以增强地物的最大可分性。本文首先针对 EO-1 Hyperion 高光谱影像波段维数高、相关性强和数据量大等特点, 利用独立成分分析(ICA)方法进行影像特征提取, 并提出一种改进的 ICA 算法(M-ICA)。试验证明该算法的运算效率明显高于传统 FastICA 算法, 其平均迭代次数和平均迭代时间分别仅为后者的 14.49% 和 17.32%。然后为验证该方法在地物类型提取方面的有效性, 分别对 M-ICA 的特征提取结果, 主成分分析(PCA)的特征提取结果和未经特征提取的原始数据进行分类试验。结果表明, 经 M-ICA 处理后的数据的地物类型提取总体精度达到 90.57%, 比后两者分别高出约 10.8% 和 20.0%。由此表明, M-ICA 是一种收敛速度很快的地物类型影像特征提取算法, 能有效地实现对高光谱影像数据降维并提高地物特征的可分性。

关键词: 高光谱影像; 特征提取; M-ICA; Hyperion

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2011.00126

1 引言

高光谱遥感将传统的图像维和光谱维信息融为一体, 可提供远比常规宽波段遥感更为连续而精细的地物光谱的信息。然而, 高光谱影像波段数目多、波段窄、波段的波长间隔小、相邻波段地物反射率相近, 这将造成各波段数据间的相关性高、谱间冗余性大。因此, 如何对原始数据进行有效的特征处理, 寻找最优的分类特征以实现地物特征的最大可分性, 乃成为高光谱遥感图像分类的一个重要环节。特征处理即在尽可能多地保留原始信息的同时对波段进行降维, 包括特征选择和特征提取两种方式。特征选择即从众多原始波段中选取若干信息量大且相关性小的波段, 去掉那些与分析目标无关或冗余的波段; 其具体方法有穷举搜索法、启发式搜索法、随机搜索法等^[1]。特征提取即采用某种映射方式对原始波段进行数学变换以构造出一组最能反映其类别特性的新的特征变量, 完成由波段

空间到特征空间的转换, 从而既可达到对波段进行降维之目的, 又可提高不同类别地物特征的可分性; 其具体方法有主成分分析(PCA)、穗帽变换(TCT)、最小噪声变换(MNF)、典型分析(CA)、独立成分分析(ICA)等^[2]。相比较而言, 特征提取方式比特征选择方式更灵活, 保留原始分类信息更多, 在对原始数据降维及提高不同类别地物特征可分性等方面效果均更佳。

在上述特征提取方法中, 主成分分析(PCA)曾得到相当广泛的应用, 而独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)则是近期发展起来的一种新的特征提取方法, 是对 PCA 的拓展。与 PCA 相比, ICA 是以信号高阶统计特性的分析方法, 不仅实现了 PCA 的去相关特性, 且分解出的各信号分量之间是相互独立的, 故能更有效地对观测信号进行分解, 更能反映数据的内在特征^[3-4]。目前, ICA 算法在生理学数据分析、盲信号分离、图像处理等方面已有不少应用报道^[5], 但在遥感影像处

收稿日期: 2010-09-27; **修回日期:** 2010-11-30.

基金项目: 国家社会科学基金项目(03BTJ004); 福建省教育厅 A 类基金项目(JA07037)资助。

作者简介: 林志垒(1976-), 女, 福建长乐人, 博士研究生, 副教授, 主要从事遥感与地理信息系统研究。

E-mail: zllin99@163.com.

* **通讯作者:** 晏路明(1951-), 男, 湖南浏阳人, 教授, 博士生导师, 主要从事自然地理、系统工程与 GIS 应用等方面的研究。

E-mail: yanlm@163.com

理方面的应用还很有限,更鲜见对高光谱数据方面的应用研究。本文拟将 ICA 方法应用于对 Hyperion 高光谱遥感影像的特征提取,并对常规 ICA 算法进行改进,提出一种改进的独立成分分析算法(Modified Independent Component Analysis, M-ICA),其思路是对 FastICA 算法中采用二阶收敛方式的牛顿迭代法进行修正,使之具有三阶收敛的特点,以减少迭代次数而提高收敛速度,旨在提高特征提取的运算效率。在理论分析的基础上,首先对同一组试验数据进行 M-ICA 与 FastICA 这两种算法运算的比较试验,以验证 M-ICA 方法的运算效率;继而对该组数据设定三种情况(未作特征提取的原始波段、PCA 的特征提取结果、M-ICA 的特征提取结果),分别采用同一种分类方法进行地物类型提取的比较试验,以验证 M-ICA 方法对地物辨识的有效性。

2 地物类型特征提取分析方法

2.1 独立成分分析算法及原理

ICA 是近十几年迅速发展起来的一种新的数据处理和信号分析方法,其思想最早由 J. Herault 于 1988 年提出。该方法起源于盲源信号分离(BBS),通过对观测到的混合数据进行分解,得到若干相互统计独立的成分^[6]。该技术可在不知接收信号瞬时混叠参数的情况下,仅根据输入源信号的一些基本统计特征(统计独立和非高斯分布),由观测信号恢复出源信号^[7]。

设 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是由 n 个观测信号 x_j 构成的向量, $U=[u_1, u_2, \dots, u_m]^T$ 是由 m 个彼此统计独立且隐藏(即不能被直接观测)的零均值源信号 u_i 构成的向量;每个观测信号 x_j ($j=1, 2, \dots, n$) 均为 m 个源信号 u_i 的线性组合,即 $x_j = a_{j1}u_1 + a_{j2}u_2 + \dots + a_{jm}u_m$ 。由此,ICA 模型可用公式(1)所示的矩阵形式加以表示。

$$X = AU \quad (1)$$

式中, A 是一个未知的 $n \times m$ 常数混合矩阵。

由于 U 是隐藏变量而不能直接求取,但可先通过已知观测变量 X 来估计矩阵 A ;继而通过计算 A 的逆矩阵(即解混矩阵 W)就可求出独立成分 Y (见式(2)),此即 U 的估计值。

$$Y = A^{-1}X = WX \quad (2)$$

ICA 求取 U 的思路:在只知观测变量 X 的情

况下先求解混矩阵 W ;进而对变量 X 进行线性变换($Y=WX$)得到输出列向量 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_m]^T$,并使其各分量尽可能满足统计独立。由此可认为恢复信号 Y 即源信号 U 的估计值。

以上 ICA 模型还有两个假设:其一为观测变量的维数 n 应大于源信号的维数 m ,以保证矩阵 A 的满秩;其二为观测变量中应无噪声或只有微量的噪声,以使输出向量 Y 各分量之间的共同信息最小化,倘若噪声较大则可考虑将其视作一个独立的源分量而分离出。

ICA 算法主要包括非高斯最大化法、互信息最小化(负熵最大化)法、极大似然估计法、基于随机梯度的自适应算法等^[8]。目前,应用较多的是定点递推快速算法(FastICA),它是基于负熵最大判据的一种算法,用高阶矩(如峰度)对负熵做近似估计,每次只从随机混合观测变量 X 中分离一个独立成分,先分离出来的独立成分应是所有待分离的独立成分中负熵最大者^[8]。在实际应用中,因向量 Y 的分布未知而很难直接计算负熵 $J(y)$,故可采用非线性方法对负熵进行近似计算^[8]而得到公式(3)所示的目标函数。

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (3)$$

式中, v 为高斯零均值、方差为 1 的随机变量, $E\{\cdot\}$ 是均值函数, $G\{\cdot\}$ 是非二次函数。在实际计算中,可选择增长不太快的 $G\{\cdot\}$ 函数以获得更加稳定的估计。式(4)给出 $G\{\cdot\}$ 函数的 3 种常用形式。

$$G_1(z) = \frac{1}{a_1} \log \cosh(a_1 z);$$

$$G_2(z) = -\exp(-z^2/2); G_3(z) = \frac{1}{4}z^4 \quad (4)$$

式中, $G(z)$ 为某个非二次函数, a_1 为常数($1 \leq a_1 \leq 2$)。

2.2 改进的独立成分分析算法与思路

面对非常复杂的矩阵运算或张量运算,ICA 的计算量非常之大,故提高收敛速度是各种算法研究的一个重要着眼点。1997 年 Hyvarinen 提出采用批处理的定点递推快速算法(FastICA),使盲源分离技术得以实用化,而一些仿真试验表明该算法的收敛速度很快^[9]。然而,当笔者将该算法用于高光谱遥感影像解译的多次实践时却发现,其收敛速度仍嫌较慢,计算耗时仍较多。故此提出一种改进的独立成分分析算法(M-ICA),以减少迭代次数而提高收敛速度。

牛顿迭代法是求解非线性方程 $f(x)=0$ 的一

种重要的迭代方法[见式(5)],属二阶收敛^[10]。

$$z_{n+1} = z_n - f(z_n)/f'(z_n)(n = 1,2,\cdots) \quad (5)$$

为加快收敛速度,可对二阶收敛的式(5)进行修正,获得三阶收敛的式(6)。

$$\begin{cases} w_{p+1}^* = w_p - [E\{xg(w_p^Tx)\} - \beta w_p]/[E\{g'(w_p^Tx)\} - \beta] \\ w_{p+1} = w_p - 2[E\{xg(w_p^Tx)\} - \beta w_p]/[E\{g'(w_p^Tx)\} - \beta + w_{p+1}^*] \end{cases} \quad (7)$$

式中, $g'()$ 是 $g()$ 的导数, β 是拉格朗日(Lagrange)乘子, $\beta=E\{w^Txg(w^Tx)\}$, w_{p+1} 是某一次牛顿迭代的结果, w_{p+1}^* 是 w_{p+1} 归一化后的更新值。

据此可将 M-ICA 算法的具体步骤归纳如下:

(1)对观测信号 X 进行中心化(去均值)处理,使 $E(x_j)=0$;(2)对中心化后的数据作白化处理,使新向量的各个分量互不相关且具有单位方差;(3)初始化随机权矢量 w_0 , $p=0$,设置收敛误差 $0<e<1$;(4)按式(7)更新权矢量 w_{p+1} ,并对 w_{p+1} 进行标准化处理,即令 $w_{p+1}^* = w_{p+1}/\|w_{p+1}\|$;(5)若 $|w_{p+1}-w_p|<e$,说明已收敛,可输出矢量 w_{p+1} ,否则令 $p=p+1$,返回上一步继续迭代计算;(6)每提取一个独立分量,即从观测信号中减去该独立分量,接着计算下一个独立分量。

3 Hyperion 高光谱数据及处理

3.1 数据特性

2000 年 11 月 21 日发射成功的 EO-1 卫星是 NASA(美国国家航空航天局)为接替 Landsat 7 而研发的一种新型地球观测卫星,EO-1 的过境时刻与 Landsat 7 相差约 1min,太阳同步轨道,轨道高度 705km,轨道倾角 98.2° ,轨道周期 98min。星上载有 3 个传感器,即高级陆地成像仪(ALI)、高光谱成像光谱仪(Hyperion)和大气校正仪(AC)^[11]。其中,Hyperion 是目前罕见的星载成像光谱仪,其光谱范围 $400\sim 2500\text{nm}$,在可见光-近红外波段(VNIR, $400\sim 1000\text{nm}$)和短波红外波段(SWIR, $900\sim 2500\text{nm}$)分别用两套敏感元件采集信号;光谱分辨率 10nm,空间分辨率 30m,扫描宽度 7.5km。数据产品分布于 242 个波段(可见光-近红外区 70 个,短波红外区 172 个),由于其中 VNIR 50~70 波段与 SWIR 71~91 波段存在通道重叠,且紫光和 SWIR 两端有些通道响应低,故只对 198 个波段(VNIR 8~57,SWIR 77~224)进行辐射定标处理,而将未定标波段的值设定为 $0^{[12-14]}$ 。Hyperion 数据有 Level 0(原始数据)和 Level 1(用户数据)两

$$\begin{cases} z_{n+1} = z_n - 2f(z_n)/[f'(z_n) + f'(z_{n+1}^*)] \\ z_{n+1}^* = z_n - f(z_n)/f'(z_n) \end{cases} \quad (6)$$

根据式(6)对 FastICA 算法中的迭代公式进行改进,得到如式(7)所示的 M-ICA 算法的迭代公式。

种,而 L1 又分为 L1A、L1B 和 L1R 三种;其中,L1R 已由美国 USGS(美国地质勘探局)处理生成,并对 VNIR 和 SWIR 之间的空间错位问题进行了纠正,还经过斑点去除、回波纠正、背景去除、辐射定标、坏像元修复及图像质量检查等处理,其数据格式为 HDF,像元存储格式为 BIL^[15-17]。

本文使用的是 EO-1 卫星 2003 年 3 月 26 日 10:22:14 过境传回的一景 Hyperion L1R 影像数据,云量为 $0\sim 9\%$,太阳方位角 128.82° ,太阳高度角 54.89° ,中心位置是北纬 $26^\circ 01' 47.73''$ 、东经 $119^\circ 16' 41.21''$,位于福建省福州市境内。剔除未定标和受水汽影响的波段后共保留 176 个波段,将像元值转换为绝对辐射亮度($L_{\text{VNIR}}=DN/40$, $L_{\text{SWIR}}=DN/80$);并利用同区域的 1:5 万地形图对影像进行了几何纠正,将误差控制在 0.5 个像元之内。从该景影像中裁出一部分作为试验区,图像大小为 256×394 像元,图 1 为试验区的高光谱数据立方体(由 150、48、31 波段假彩色合成)。

3.2 样本选取及其光谱分析

通过对试验区的野外实地考察和地物光谱分析,可将区内用作遥感分类的地物类型确定为 7 类:农田、果园、林地、水体、建筑物、道路、裸地,并确定了各自的一批用于分类建模的训练样本数和分类精度测试的检验样本数(见表 1)。

表 1 试验区的地物类型及样本情况
Tab. 1 Samples of different ground object types in the test area

地物类型	农田	果园	林地	水体	建筑物	道路	裸地
训练样本数	789	692	875	1056	794	535	523
检验样本数	689	653	658	839	678	457	674

图 2 显示试验区 7 类地物训练样本的均值光谱曲线,利用该图并结合图 1 虽可从总体上大致识别各条光谱曲线对应的各类典型地物,但由于图 2 中光谱曲线出现的“纠缠”现象,且一些不典型地物



图1 试验区 Hyperion 高光谱影像立方体
Fig. 1 Hyperion hyperspectral image cube of the test area

的光谱曲线不可避免地会出现与均值光谱曲线的偏离而增加区分的难度,故若欲做出更精准的分类,尚需开展下一步研究。

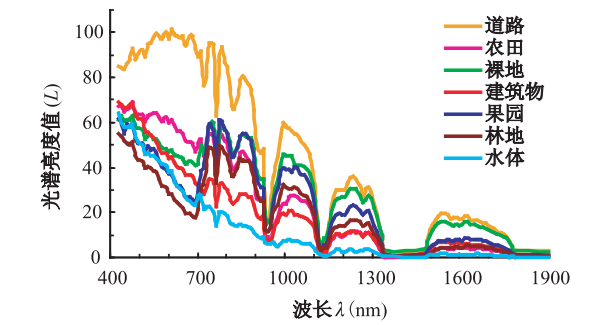


图2 试验区 7 类地物样本光谱曲线
Fig. 2 Spectral curve of seven sorts of ground objects in the test area

4 高光谱影像地物类型 M-ICA 算法提取效率与精度分析

4.1 地物类型特征提取效率分析

依据前述 M-ICA 算法及 FastICA 算法对试验区 Hyperion 影像的原始 176 个波段进行特征提取的对比试验,由于 ICA 的运算时间与迭代次数有关,而迭代次数又与分离混矩阵 W 的初值有关,为消除随机影响客观地评价两种算法的运算效率,可对每种算法分别进行 8 次计算,并取迭代次数、迭代时间的平均值来反映其运算效率。表 2 显示: M-ICA 算法和 FastICA 算法的平均迭代次数分别

为 24.75、170.75,平均迭代时间分别为 34.89s、201.48s,即前者的平均迭代次数和平均迭代时间分别仅为后者的 14.49%和 17.32%。由此可见, M-ICA 算法大大减少了迭代次数,从而提高了收敛速度,减少了运算时间。最后获得如图 3 所示的 12 个独立成分(独立源信号分量)。在删除其中噪声很大的两个独立成分后,仅保留 10 个独立成分作为 M-ICA 特征提取的结果。不同的独立成分对不同的地物敏感强度不同,具有较高的空间相关性,从而使该方法在取得良好降维效果的同时并具有很强的分类和目标识别能力。

表 2 两种 ICA 算法的对比

Tab. 2 Comparison between the two ICA algorithms				
计算序号	M-ICA		FastICA	
	迭代次数	迭代时间(s)	迭代次数	迭代时间(s)
1	22	28.82	156	181.12
2	18	24.48	195	233.26
3	29	42.05	205	245.95
4	23	30.59	132	153.56
5	31	45.88	115	132.26
6	16	20.48	189	222.39
7	31	46.19	179	208.75
8	28	40.6	196	234.56
平均	24.75	34.89	170.75	201.48

4.2 地物类型提取精度分析

为进一步验证 M-ICA 算法对地物特征提取的有效性,可采用同一种遥感分类方法(最大似然法)分别对试验区 Hyperion 影像的原始 176 个波段(未作特征提取)、PCA 的特征提取结果(提取包含 92%原始信息量的前 12 个主成分)和 M-ICA 的特征提取结果进行训练样本的分类,并对以这 3 种方式最终完成的地物类型提取结果进行检验样本的精度评价。

最大似然法(MLC)是建立在贝叶斯准则基础上,着眼于分类错误概率最小的一种非线性监督分类,已广泛应用于宽波段的遥感影像分类,其主要思路是根据相似的光谱性质和属于某类的概率最大的假设来确定每个像元的类别归属。基于本研究训练样本的 3 种分类结果如图 4 所示,其中,(a)、(b)、(c)分别对应于直接对原始 176 个波段影像的

分类结果、PCA 算法的分类结果和 M-ICA 算法的分类结果。

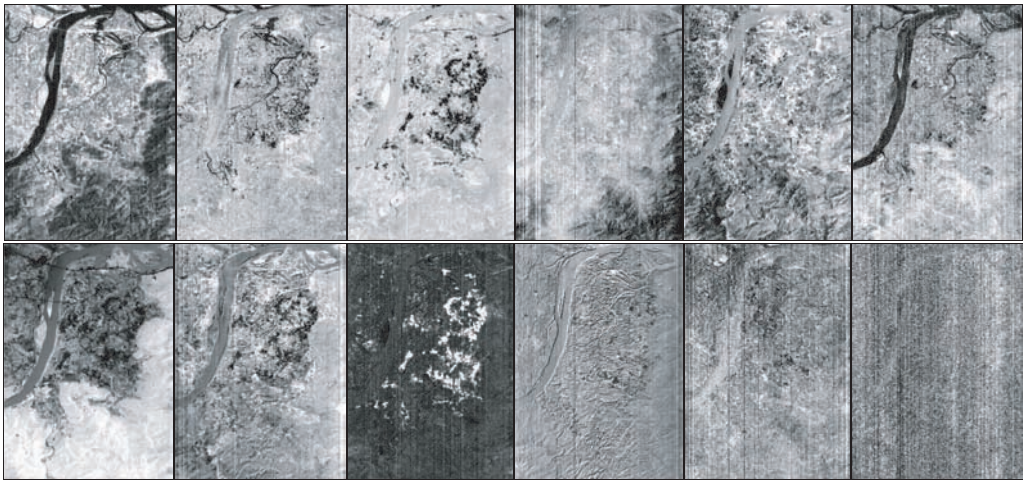


图 3 M-ICA 算法提取的 12 个独立成分
Fig. 3 Twelve independent components produced by the M-ICA

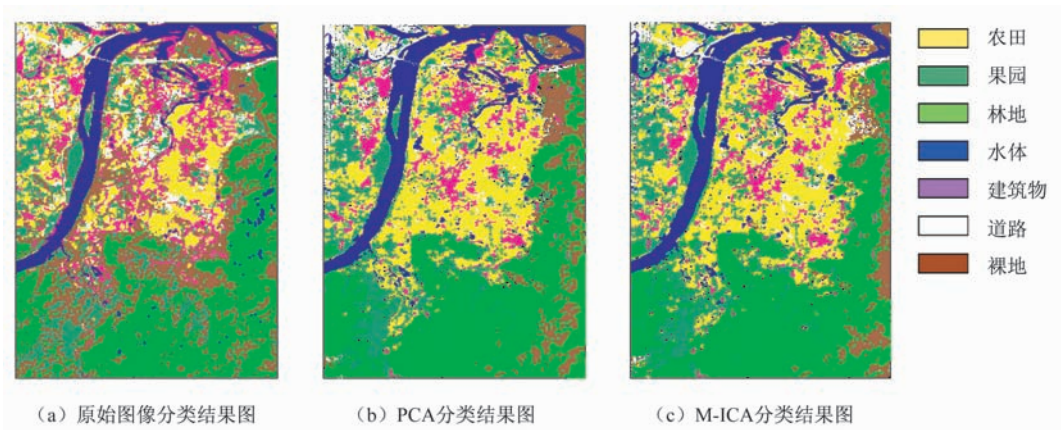


图 4 试验区 Hyperion 影像的分类结果图
Fig. 4 Classification results on Hyperion images for the test area

野外实地调查及与同期土地利用现状图比对的结果均表明,图 4 中(c)的分类效果明显要好于(a)和(b),基本能正确地辨识试验区的各类地物并真实地反映各自的空间分布。进一步分别对这三种分类结果进行检验样本的精度测试,可得到 Hyperion 影像分类精度比较表(见表 3)。该表显示,在应用同一种遥感分类方法(最大似然法)时,由 M-ICA 特征提取结果获得的总体分类精度最高(90.57%),由 PCA 特征提取结果获得的总体分类精度次之(79.73%),而直接由原始 176 个波段获得的总体分类精度最低(70.53%);经 M-ICA 处理后的数据的总体分类精度分别比后两者高出约 10.8%和 20.0%。

表 3 3 种方法对 Hyperion 影像的分类精度比较
Tab. 3 Comparison of classification accuracy on Hyperion images among three methods

地物类型	农田	果园	林地	水体	建筑物	道路	裸地	总体
原始图像 分类精度(%)	60.3	70.5	79.8	85.6	71.3	63.7	62.5	70.53
PCA 分类 精度(%)	79.2	71.5	81.4	86.7	80.3	78.7	80.3	79.73
M-ICA 分类 精度(%)	92.3	89.8	93.4	94.1	89.2	82.9	92.3	90.57

以上试验表明,无论在对地物影像特征提取算法的效率方面或地物类型提取的精度方面,M-ICA 方法都能显示其优越性。

5 结语

高光谱遥感在提供丰富的光谱信息的同时,其众多波段间的相关性和谱间冗余性则制约着这一海量信息源的充分利用,从而对遥感影像的特征提取技术提出新的挑战。

理论与实践皆表明,ICA 和 PCA 在对高光谱遥感影像合理降维及提高地物特征可分性方面均很有效,但 ICA 的表现更佳。由于 PCA 只能利用数据的二阶统计量,所分解的信号彼此间虽不相关但不一定独立。而 ICA 则充分利用了高阶的统计信息,从而更有利于对观测信号的分解,所分解出的信号彼此间不仅不相关且相互独立;以统计独立为目标的 ICA 更有利于小类别信息的保留,且独立成分与高光谱影像中存在的地物特征是有联系的,不同独立成分的影像对不同地物的敏感性不同,这将更有利于对地物特征的辨识。

本文提出一种改进的独立成分分析算法(M-ICA),对 Hyperion 高光谱遥感影像进行地物特征提取试验。由于 M-ICA 算法采用三阶收敛方式,而有别于常用的定点递推快速算法(FastICA)的二阶收敛方式,其运算效率大为提高。为评判 M-ICA 对地物特征的辨识能力,还进一步采用最大似然法对其提取的特征进行分类,其分类精度远高于直接对原始 176 个波段影像做出的分类,也高于对由 PCA 方法提取的特征做出的分类。由此表明,M-ICA 是一种收敛速度很快的地物类型影像特征提取算法,能有效地实现对高光谱影像数据降维,并提高地物特征的可分性,从而有效地提取地物类型。

参考文献:

- [1] 杨哲海,张雅争,宫大鹏,等. 基于 Tabu 搜索的高光谱影像特征选择[J]. 海洋测绘,2006,26(4):11-14.
- [2] 陈桂红,唐伶俐,姜小光. 高光谱遥感图像特征选择和提取方法的比较——基于试验区 Barrax 的 HyMap 数据[J]. 干旱区地理,2006,29(1):143-149.
- [3] 杨金成,张南. 独立成分分析技术综述[J]. 舰船科学技术,2007,29(2):83-86.
- [4] 杨竹青,李勇,胡德文. 独立成分分析方法综述 [J]. 自

动化学报,2002,28(5):762-772.

- [5] Liu J, Chen S C, Zhou Z H. Progressive Principal Component Analysis [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3173: 768-773.
- [6] Jutten C, Herault J. Independent Component Analysis versus Principal Component Analysis [C]. Proceeding European Signal Processing Conference, EUSIPCO88, 1988, 643-646.
- [7] Lee T W. Independent Component Analysis: Theory and Applications [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [8] Hyvarinen A. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications [J]. Neural Networks, 2000, 13: 411-430.
- [9] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent Component Analysis [M]. Canada: John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [10] Botelho S S C, Lautenschlager W, Figueiredo M B D. Dimensional Reduction of Large Image Datasets Using Non-linear Principal Components [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3578: 125-132.
- [11] Doggett T, Greeley R, Chien S, et al. Autonomous Detection of Cryospheric Change with Hyperion on-board Earth Observing-1 [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 101(4): 447-462.
- [12] 王芳,卓莉,黎夏,等. 基于高光谱特征选择和 RBFNN 的城市植被胁迫程度监测 [J]. 地理科学, 2008, 28(1): 77-82.
- [13] 周雨霁,田庆久. EO-1 Hyperion 高光谱数据的质量评价 [J]. 地球信息科学, 2008, 10(5): 678-683.
- [14] 李显彬,姜小光,刘亮,等. 基于光谱重建的高光谱特征参数选择方法——以苏北地区 Hyperion 数据为例 [J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 589-594.
- [15] 唐伯惠,姜小光,唐伶俐,等. 星载高光谱 Hyperion 数据在海滩涂调查应用中的分析 [J]. 地球信息科学, 2004, 6(2): 81-87.
- [16] Goodenough D G, Dyk A, Niemann K O, et al. Processing Hyperion and ALI for Forest Classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 2003, 41(6): 1321-1331.
- [17] Galvao L S, Formaggio A R, Tisot D A. Discrimination of Sugarcane Varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion Data [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 94(4): 523-534.

Object Recognition Algorithm and Its Application on Hyperspectral Imagery Based on M-ICA

LIN Zhilei, YAN Luming

(School of Geographical Sciences, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Hyperspectral remote sensing is a frontier technology that is currently being investigated by researchers and scientists with regard to the detection and identification of minerals, vegetation, crops, ocean and other backgrounds. Hyperspectral remote sensing imagery has tens or even several hundreds of bands with bandwidth of nanometer level and contains abundant spectral information, but its redundancy made by mass data and high correlation in adjacent bands restricts the application of hyperspectral remote sensing. So, rational feature extraction will be required to find the optimal characteristics for maximum separability before the hyperspectral imagery classification. This thesis, taking Hyperion hyperspectral visible/infrared sensor aboard an earth observation satellite platform (EO-1) for example, applied independent component analysis (ICA) to carry on the feature extraction on Hyperion hyperspectral imagery with high dimensions, a strong correlation and huge data. Then, a modified independent component analysis algorithm (M-ICA) was put forward. Finally, the results by the algorithm (M-ICA) and principal component analysis (PCA) were compared with experimental data of selected test area, while using the maximum likelihood classification method to classify objects to verify its validity on object type extraction. Experimental results show that the operation efficiency of M-ICA algorithm is apparently higher than the traditional FastICA algorithm, which average iteration number and time are only 14.49% and 17.32% of the latter. In addition, the total classification accuracy of M-ICA result image is up to 90.57%, which is raised 10.8% and 20.0% more than that of PCA result image and that of Original Hyperion imagery. Therefore, the results indicate that M-ICA is a good feature extraction method with fast convergence speed, can effectively realize the dimension reduction of the hyperspectral imagery, and improve the objects separability in different categories.

Key words: hyperspectral imagery; feature extraction; M-ICA; Hyperion