

文章编号: 1007-4619 (2004)02-0150-08

基于独立分量分析的遥感图像分类技术

曾生根, 王小敏, 范瑞彬, 夏德深

(南京理工大学 计算机科学与工程系, 江苏 南京 210094)

摘 要: 遥感图像的自动分类方法一般基于图像的统计信息。多光谱遥感图像之间有着一定的相关性, 对遥感图像的自动分类有不利影响。一般用主成分分析去除波段之间的相关性。独立分量分析能利用相对主成分分析更高的统计分量, 不但可以获得去相关的效果, 而且可以得到相互独立的结果波段图像。本文首先讨论了独立分量分析的基本原理。在此基础上, 介绍 FastICA 算法, 并对其改进, 得到 M-FastICA 算法, 并将其应用到遥感图像的分类上。实验结果表明, M-FastICA 算法较 FastICA 算法收敛性大为改善, 提高了独立分量分析在遥感图像的分类上的有效性。

关键词: 独立分量分析; 主成分分析; 固定点算法; 遥感图像; 自适应最小距离分类法

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

遥感技术是人类研究地球资源环境的重要技术手段。随着信息的爆炸性增长, 地理信息系统(GIS)在土地资源管理、环境监测等方面发挥着越来越重要的作用。当前, GIS正在与遥感系统(RS)、全球定位系统(GPS)密切结合, 向3S一体化方向发展。遥感图像分类是遥感地理信息系统中的关键技术之一, 快速、高精度的遥感图像自动分类算法是实现环境的动态监测、评价、预报的关键^[1]。正因为遥感图像分类算法在卫星遥感的应用中有着非常重要的作用, 许多研究者都在不断试用、改进乃至探索新的方法, 不断提高遥感图像的自动分类算法的精度和速度。

遥感图像的自动分类, 一般由四个步骤组成: 第一步为分类特征波段的选择, 第二步为训练样本区域的选择, 第三步为训练分类器和分类, 第四步为对分类精度进行评价。目前对于遥感图像的自动分类方法讨论较多, 应用于遥感图像分类的方法按利用图像要素的不同大体可分为三类: 第一类是基于图像的灰度分类, 如最小距离分类法、K-means方法、最大似然分类法、神经网络法、主成分分析法等。最小距离分类法的思想是将分类点归入到与分类中心距离最小的一类, 通常该方法分类精度不高^[1]。

K-means方法属于动态聚类法, 它以误差平方和最小作为聚类的评判准则^[2]。最大似然法必须预先获取各类别的先验性分布知识及其概率。神经网络分类法是最近发展起来的一种具有人工智能的分类方法, 在类别分布的先验性知识及其概率未知的情况下, 它比最大似然法的分类效果要好。BP神经网络、Kohonen神经网络、径向基神经网络、模糊神经网络、小波神经网络等各种神经网络在遥感图像自动分类上都有一定的应用, 并取得较好的效果^[3-8]。但神经网络也有一些缺点, 如局部极值问题、训练收敛速度太慢, 对各类分类性能差别较大等。主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是将多维光谱信息转换成少数几个主成分, 这几个成分包含了大多数的图像信息, 提高了分类的效率^[9]。第二类是基于图像纹理的分类, 如共生矩阵法、分形法、Markov随机场等^[10]。这类方法不仅利用了反映地物差异的光谱信息, 而且还利用了刻画地物特征的纹理信息, 进一步提高了分类的精度。第三类是基于多源数据融合的分类, 多源信息融合就词把多种信息(遥感数据和非遥感数据)按照一定的方式有机地组合成统一的信息模型。这类方法有基于知识的推理、信息融合、空间数据挖掘等。基于知识的推理方法可以利用现有的GIS数据和先验知识, 可以减

收稿日期: 2002-12-17; 修订日期: 2003-04-01

基金项目: 南京市科委资金资助(编号 99311)。

作者简介: 曾生根(1977—), 男, 1999年毕业于南京理工大学计算机系, 获学士学位, 现为南京理工大学计算机系博士生, 主要从事模式识别、图像处理 and 遥感图像分类等方面的研究。

少分类时遇到的同物异谱和同谱异物的现象^[11]。信息融合是利用多个遥感信息源所提供的反映所处环境或对象的不同特征信息之间的互补性和冗余性, 采用有效的方法将它们融合, 弥补单一信息源的缺陷^[12]。空间数据挖掘是从空间数据库中提取用户感兴趣的空间模式与特征、空间与非空间数据的普遍关系及其它一些隐含在数据库中的普遍的数据特征的过程^[13]。这类方法可以利用已经获得的相关知识来改进或确定分类结果, 但是需解决多种信息不一致时的问题。

主成分分析作为一种正交变换, 可以减少或消除多波段或多时相之间的相关性对类间的影响, 从而提高分类精度。遥感图像自动分类的方法一般基于图像的统计信息进行分类。目前在信号处理领域有一种独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)的方法, 它能从观测信号出发, 估计出已知的信息量很少的源信号, 而所获得的源信号是互相独立的。主成分分析是基于二阶统计量的协方差矩阵, 而独立分量分析则基于高阶的统计量, 不但能实现主成份分析的去相关特性, 而且能获得分量之间相互独立的特性。因此独立分量分析能获得较主成分分析更好的效果。目前独立分量分析在信号处理特别是盲信号分离上有着广泛的应用, 但是对于图像方面的应用, 特别是在遥感图像方面的应用还比较少^[14]。遥感图像一般数据量都比较大, 而独立分量分析的计算量非常大, 直接将独立分量分析应用到遥感分类中效率不高, 本文对一般独立分量分析算法进行改进, 得到改进 FastICA 算法, 可以减少算法的迭代次数, 从而减少计算量, 最后将改进独立分量分析应用到遥感图像自动分类的应用中, 获得比较好的效果。

本文第一节介绍独立分量分析的原理和基本方法, 并与主成分分析进行比较; 第二节介绍独立分量分析的快速实现算法 FastICA 的原理, 并对 FastICA 算法进行改进, 得到改进的 FastICA (Modified FastICA, M-FastICA) 算法; 第三节将 M-FastICA 应用到 TM 图像和 SPOT 图像的自动分类中, 并对分类结果进行分析; 最后为结论部分。

2 独立分量分析

1988 年 J. Herault 首次提出独立分量分析的概念^[15], 其主要思想为: 通过独立分量分析, 从一组观察信号 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 分离出一组统计独立的

信号源 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 的估计值 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, y 也是统计独立的。假定第 i 个观测信号由 n 个独立分量线性混合而成:

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

假定每个观测变量 x_i 和每个源变量 s_j 都是随机变量。不失一般性, 假定观测变量和源变量都为零均值变量, 如果不是, 可以通过减去样本的均值来获得。用矢量 x 表示观测变量 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}^T$, 矢量 s 表示源变量 $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}^T$ ($m \geq n$), A ($m \times n$) 表示混合矩阵 a_{ij} 。式(1)可用矢量-矩阵表示成:

$$x = As \quad (2)$$

也可以写成:

$$x = \sum_{j=1}^n a_{j}s_j \quad (3)$$

统计模型式(2)称为独立分量分析(ICA)模型。该模型描述了观测数据是如何由信源 s 混合生成的。源变量 s 是隐藏变量, 不能直接观测到, 而且混合矩阵 A 也是未知。所有能观测到的数据只有随机变量 x , 所以必须估计出混合矩阵 A 和 s 。

独立分量分析的起始点基于一个非常简单的假设: 源变量 s 是统计独立的。同时假定源变量为非高斯分布。显然, 在基本模型中分布是未知的(如果分布已知, 问题就相当简单)。在估计出混合矩阵 A 后, 可以进一步计算混合矩阵 A 的逆, 也即分离矩阵 $W = A^{-1}$, 从而得到独立分量 s 的估计 y , 其模型如图 1 所示。

$$y = Wx \quad (4)$$

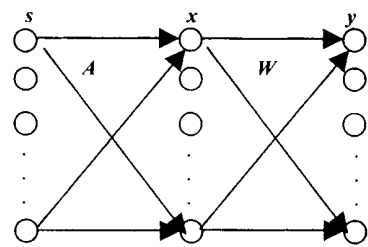


图 1 ICA 模型

Fig. 1 ICA Model

独立分量分析的主要任务是估计出分离矩阵 W , 其估计分离矩阵的过程如图 2 所示。目前独立分量分析的实现方法有很多, P. Comon 提出基于高阶累积量来构造算法的代价函数, 以计算分离矩阵的方法^[16]。A. J. Bell 和 T. J. Sejnowski 提出了信息最大化 (Infomax) 方法, 同时使用随机梯度下降的学

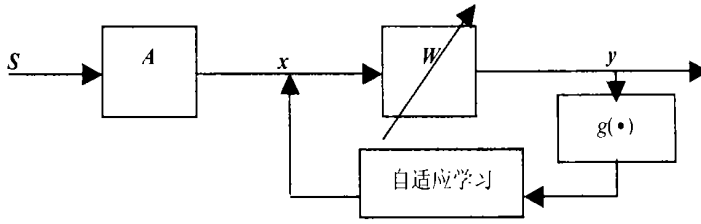


图 2 自适应估计分离矩阵示意图

Fig. 2 The sketch map of self-adaptive estimating separate matrix

习方法来改进分离矩阵^[17]。T. W. Lee 等对最大熵算法进行了扩展,可以同时处理超高斯和亚高斯信号,估计出分离矩阵^[18]。J. Kahunen 等对独立分量分析的固定点算法 (fixed-point) 进行了研究,提出 FastICA 算法,每次从信号中抽取出一个独立分量,得出 ICA 的一种快速算法^[19]。

独立分量分析是从 PCA 发展而来,与主成分分析相比,ICA 不仅实现了 PCA 的去相关特性,而且得到的分量都是相互独立的;ICA 的目的是寻找一个线性但不一定正交的坐标系来表示多维数据,而 PCA 表示数据的坐标系是正交的;ICA 处理的信号为非高斯信号,而 PCA 一般认为信号是高斯分布的;但是 ICA 的计算复杂度比 PCA 要高。总之,ICA 得到的分量是尽可能互相独立的,而 PCA 得到的分量则只是不相关但不一定独立的。在许多实际应用中,源信号大多是非高斯的,而且其相互关系也是非正交的,因而 ICA 较 PCA 更接近实际情况,有着更大的应用潜力,二者对应特性如表 1 所示。

表 1 PCA 与 ICA 特性简要比较

Table 1 The brief comparison between PCA and ICA

	PCA	ICA
处理信号类型	高斯信号	非高斯信号
统计特性	二阶(协方差矩阵)	高阶(如四阶累积量或更高)
处理效果	获得非相关分量	获得独立分量
所得分量关系	正交	不一定正交
复杂度	$O(\min(m, n)^3)$	$O(m^{2.5}n)$

表中 m 为观测信号的维数, n 为源信号的维数。

3 FastICA 算法及其改进

FastICA 算法是由芬兰赫尔辛基工业大学计算机及信息科学实验室所提出并发展起来的,该算法通过系统学习找出一个方向,即单元矢量 w , 使其投影 $w^T x$ 具有最大的非高斯性。在运行 FastICA 算法之前,假定已经进行了 ICA 的预处理过程,即去均

值和白化。FastICA 是基于固定点 (fixed-point) 迭代理论来寻找 $w^T x$ 的非高斯性最大值。FastICA 算法每次只从观测信号中分离一个独立分量,是 ICA 的一种快速算法。

判断分量之间是否独立等价于求取各分量之间的非高斯性的最大值,即求 $E\{G(w^T x)\}$ 的最大值。在约束条件 $E\{(w^T x)^2\} = \|w\|^2 = 1$ 下, $E\{G(w^T x)\}$ 的优化在下述条件下得到:

$$E\{xg(w^T x)\} - \beta w = 0 \quad (5)$$

式(5)函数左边部分用 $F(w)$ 表示,其 Jacobian 矩阵 $JF(w)$ 为:

$$JF(w) = E\{xx^T g'(w^T x)\} - \beta I \quad (6)$$

而 $E\{xx^T g'(w^T x)\} \approx E\{xx^T\} E\{g'(w^T x)\} = E\{g'(w^T x)\} I$ 。因此, Jacobian 矩阵是对角矩阵,非奇异,因此,可以得到下面的牛顿迭代近似解:

$$w_{k+1} = w_k - [E\{xg(w_k^T x)\} - \beta w_k] / [E\{g'(w_k^T x)\} - \beta] \quad (7)$$

式(7)即为 FastICA 迭代过程。

在牛顿迭代解非线性方程的过程中,为了减少求 Jacobian 矩阵的次数,对牛顿迭代法的一般改进方法是所有迭代过程的 Jacobian 矩阵均取值为 $JF(w_0)$, 则其迭代公式为:

$$w_{k+1} = w_k - F(w_k) / JF(w_0) \quad (8)$$

该改进方法能节省计算量,但是有一个缺点,大大降低了迭代的收敛的速度,该方法应用到独立分量分析中,甚至可能导致算法最终不能收敛。因此,该方法在 ICA 的实际应用并不理想。本文提出的改进方法则能在不增加求 Jacobian 矩阵次数的情况下,减少收敛时的迭代次数,从而也能获得减少计算量的效果。假定已经求得 w_k , 则 w_{k+1} 可以由下面的过程获得:

$$\begin{cases} w_k^0 = w_k \\ w_k^i = w_k^{i-1} - F(w_k^{i-1}) / JF(w_k^0), i = 1, 2, \dots, m \\ w_{k+1} = w_k^m \end{cases} \quad (9)$$

可以证明式(9)的收敛阶为 $m + 1$ ^[20], 而且每 m

次迭代只需要计算一次 $JF(\mathbf{w})$, 因此减少了计算量, 提高了迭代速度。当 $m=2$ 时, 式(9)可以简化为:

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k - [F(\mathbf{w}_k) + F(\mathbf{w}_k - F(\mathbf{w}_k)/JF(\mathbf{w}_k))] / JF(\mathbf{w}_k) \quad (10)$$

将 $F(\mathbf{w}_k)$ 和 $JF(\mathbf{w}_k)$ 所表示的内容代入式(10), 即得到改进 FastICA (M-FastICA) 算法的迭代过程。M-FastICA 算法的基本形式如下:

- 1) 初始选择随机权值矢量 \mathbf{w} 。
- 2) 利用式(10)更新 \mathbf{w} 。
- 3) 归一化 \mathbf{w} : $\mathbf{w} = \mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\|$ 。
- 4) 如果不收敛, 返回 2), 直到收敛为止。

对于多个独立分量的提取, 重复使用 M-FastICA 算法的基本形式进行分离即可。但在每次提取出一个分量后, 需要从观测信号中减去该独立分量, 如此重复执行, 直到所有独立分量提取出来为止。去掉已经抽取的独立分量的方法为:

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \mathbf{w}_{k+1}^T \mathbf{w}_j \mathbf{w}_j \quad (11)$$

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_{k+1} / \sqrt{\mathbf{w}_{k+1}^T \mathbf{w}_{k+1}}$$

利用同样的迭代过程, 将式(7)的 \mathbf{w} 由矢量形式改为矩阵形式, 可以得到 FastICA 算法的类似神经网络的并行 FastICA 算法的实现, 可并行估计出所有的分量。同样地, 利用式(11)可改进得到并行 M-FastICA 算法进行更改, 也可得到类似神经网络的并行实现。

4 独立分量分析在遥感图像分类中的应用

本文拟对法国 SPOT5 的多光谱图像和 LandSat 5

的 TM 图像进行分类。SPOT 图像的实验区位于江苏省无锡市。SPOT 5 图像的日期为 1998 年 4 月 25 日, 研究区域图像大小为 256×256 。TM 图像为 ENVI 3.6 所自带的 TM 图像数据。图像大小为 512×512 , 实验所取 TM 波段为 1、2、3、4、5 和 7 波段。由于篇幅关系, TM 原始图像没有列出。

将 TM 和 SPOT 图像的各个波段图像作为独立分量分析的输入信号进行实验, 为了比较 M-FastICA 与 FastICA 在遥感图像中的预处理效率, 对本文第三节所述的算法进行了实验, 考虑到算法过程中分离矩阵 \mathbf{W} 的初始值为随机给出的, 为了消除随机所产生的影响, 对每种算法均进行 10 次计算, 取平均值来比较算法效率。实验结果如表 2、表 3 所示。从实验结果可以看出, 对于 SPOT 图像来看, FastICA 串行算法不收敛(实验中认为迭代次数超过 6000 次为不收敛), 而 M-FastICA 串行算法都能收敛; 对于并行算法, M-FastICA 算法较 FastICA 算法的迭代次数大为减少。对于 TM 图像来看, M-FastICA 算法无论串行还是并行其迭代次数较 FastICA 算法都大为减少, 改进算法迭代次数分别为原始算法的 72.67% 和 53.57%。从实验结果看, M-FastICA 算法较 FastICA 算法无论并行算法还是串行算法, 迭代次数都大为减少, 因此改进算法能有效减少独立分量分析的迭代次数, 从而提高算法的效率。

原始 SPOT 图像经过独立分量分析的处理, 可以得到三个互相独立的成分, 再将其作为图像的 R 、 G 、 B 成分合成彩色图像, 作为比较, 通过主成分分析可以得到三个主成分, 将其类似构成合成彩色图像。原始 SPOT 图像, PCA 处理图像和 ICA 处理图像如图 3 所示。

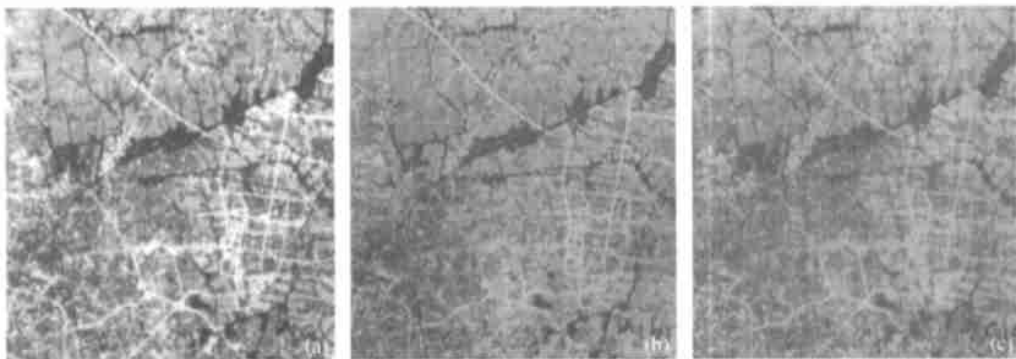


图 3 SPOT 图像

(a) 原始图像; (b) PCA 处理结果图像; (c) ICA 处理结果图像

Fig. 3 SPOT images

表 2 串行 FastICA 算法与 M-FastICA 算法迭代次数比较表

Table 2 The comparison Table of iteration frequencies between serial FastICA and serial M-FastICA

序号		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均		
迭代次数														
FastICA	SPOT	I1	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	> 6000	
		I2												
		I3												
		合计												
	TM	I1	7	11	29	21	28	25	20	7	7	24	17.9	
		I2	28	7	7	14	6	24	9	25	9	9	13.8	
		I3	7	24	8	9	10	14	18	10	24	9	13.3	
		I4	8	7	11	7	8	2	13	7	6	8	7.7	
		I5	5	5	5	4	6	5	6	6	4	7	5.3	
		I6	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2.0	
		合计	57	56	62	57	60	72	68	57	52	59	60.0	
	M-FastICA	SPOT	I1	43	23	39	32	17	33	11	10	32	10	25.0
			I2	32	161	301	218	7	106	5	230	197	582	183.9
I3			2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2.0	
合计			77	186	342	252	26	141	18	242	231	594	210.9	
TM		I1	7	10	5	5	5	14	5	11	11	5	7.6	
		I2	4	5	12	11	8	5	16	5	11	9	8.6	
		I3	21	6	6	11	13	10	10	14	5	10	10.6	
		I4	11	11	13	5	10	8	7	7	7	7	8.6	
		I5	8	7	7	5	7	6	5	5	5	5	6.0	
		I6	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2.0	
		合计	53	41	45	39	45	45	45	44	41	38	43.6	

表 3 并行 FastICA 算法与 M-FastICA 迭代次数比较表

Table 3 The comparison Table of iteration frequencies between parallel FastICA and parallel M-FastICA

序号		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
迭代次数												
FastICA	SPOT	231	242	258	181	251	251	156	62	128	286	204.6
	TM	16	11	16	20	10	22	23	27	14	9	16.8
M-FastICA	SPOT	12	13	4	7	6	5	4	7	10	9	7.7
	TM	7	6	13	6	10	8	9	14	9	8	9.0

本文用自适应最小距离分类方法^[1]对原始多波段遥感图像、PCA 处理与 M-FastICA 处理后的图像进行分类, 分类的输入图像分别对应为原始的多波段遥感图像、PCA 处理和 M-FastICA 处理后的结果图像。图 4 为图像的目视解译结果, 可近似认为为分类的标准结果。自适应最小距离分类法对各种遥感图像的分类结果如图 5、图 6 所示, 其中 SPOT 图

像的分类结果如图 5 所示; TM 的分类结果如图 6 所示。在分类过程中, 对图像的样本选择的区域完全一致, 保证了分类结果的可比性。

遥感图像的分类精度比较表如表 4 所示, 从表中可以看出, 主成分分析由于去掉了多光谱图像之间的相关性, 能一定程度上提高遥感图像的分类精度, 而独立分量分析利用了较主成分分析更高的

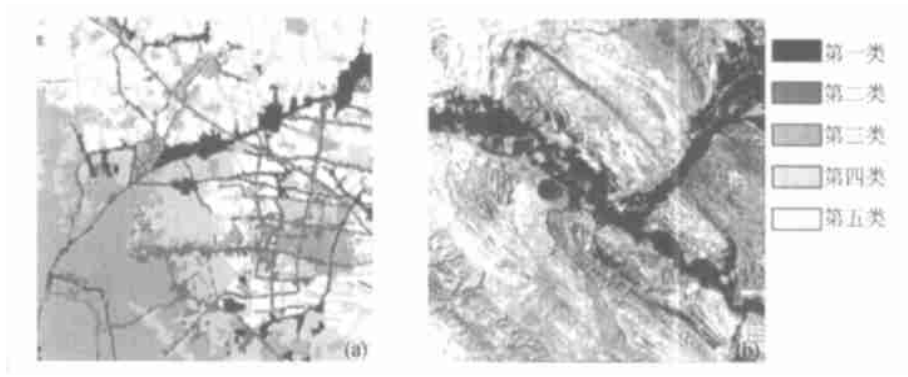


图 4 标准分类图像
(a) SPOT 标准分类图像; (b) TM 标准分类图像

Fig. 4 Standard classification images

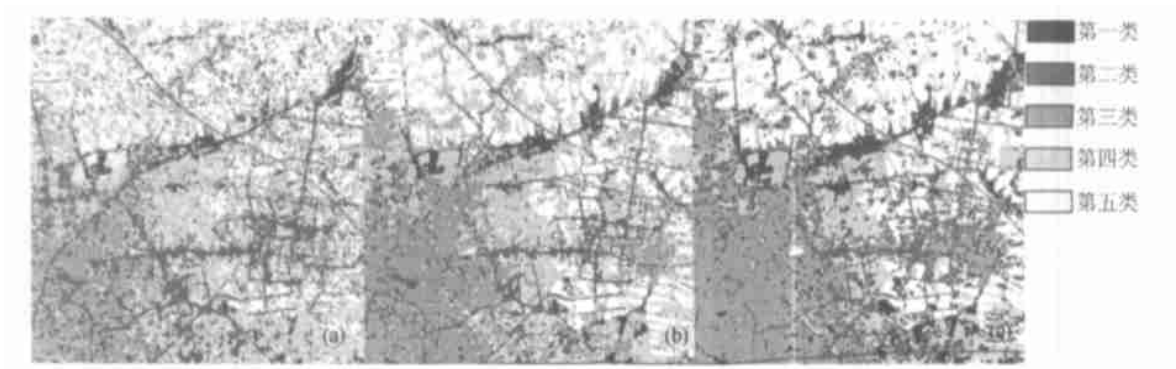


图 5 SPOT 分类图像
(a) 原始图像的分类图像; (b) 应用 PCA 后的分类图像; (c) 应用 ICA 后的分类图像

Fig. 5 SPOT classification images

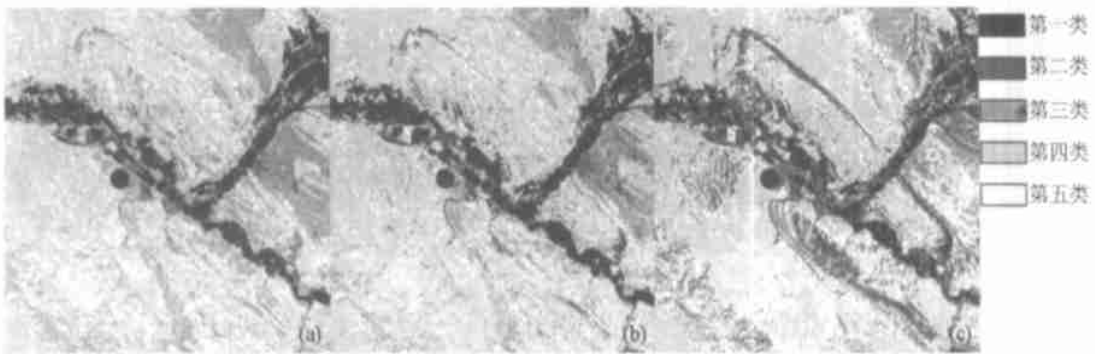


图 6 TM 分类图像
(a) 原始图像的分类图像; (b) 应用 PCA 后的分类图像; (c) 应用 ICA 后的分类图像

Fig. 6 TM classification images

阶统计信息, 获得近似独立的波段图像, 能进一步提高遥感图像的分类精度, ICA 能有效地提高图像的分类精度。从分类结果图像看, 对于 SPOT 实验图像, 原始图像的分类结果图像地块比较零碎, PCA 和 ICA 处理后的结果图像有很大的改进, 尤其是 ICA 处理后的结果图像和标准分类图像的分布比较接近; 对于 TM 实验图像, 该图像的标准分类图像纹理

比较多, 而原始图像的分类结果图像的纹理较少, PCA 处理后的结果图像纹理信息有所增加, 而 ICA 处理的结果图像体现了标准分类图像的大多数纹理信息。因此, 独立分量分析不但能提高遥感图像的分类精度, 而且该算法处理后的分类结果图像目视效果也更好。本文从引入独立分量分析到遥感图像的分类角度出发, 对于遥感图像的分类应用了自适

应最小距离分类方法,要进一步提高遥感图像的分类精度,可以对独立分量分析处理后的图像应用更

多的方法进行实验,以获得满意的分类精度。

表 4 遥感图像分类结果精度分析表

Table 4 The analysis table of classify precision of remote images

分类精度 图像	第一类	第二类	第三类	第四类	第五类	平均分类
	精度/%	精度/%	精度/%	精度/%	精度/%	精度/%
原始图像	73.94	78.33	78.16	85.61	82.35	79.678
SPOT PCA 结果	80.09	79.17	81.52	90.15	87.06	83.598
ICA 结果	96.36	84.17	91.42	91.67	88.24	90.372
原始图像	75.96	86.97	88.46	79.17	76.67	81.446
TM PCA 结果	76.98	91.40	91.54	88.29	84.67	86.576
ICA 结果	86.97	93.67	93.85	92.26	90.07	91.364

5 结 论

独立分量分析是将多通道观测信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干独立分量,而这些独立分量是源信号的一种近似估计。多光谱遥感图像的波段之间总是有着一定的相关性,而这些相关性对图像的分类有着不利的影响。独立分量分析利用高阶统计信息,不但能去除波段图像之间的相关性,而且能使获得的结果分量尽量相互独立,因此能有效地去除相关性对遥感图像分类的不利影响,提高分类精度。目前独立分量分析在信号处理特别是盲信号分离上有着广泛的应用,但是在图像处理方面的应用,特别是在遥感图像处理上的应用还比较少见。因此本文将独立分量分析引入到遥感图像自动分类的应用中。由于遥感图像的多光谱数据的数据量一般较大,用一般的 ICA 算法收敛性不是很好,而且所费计算时间较多,本文提出的 M-FastICA 算法能大大改善算法的收敛性,减少 ICA 算法的计算量。实验结果表明,独立分量分析在提高遥感图像的自动分类精度上能起到一定的作用,本文所提出的 M-FastICA 算法较 FastICA 的收敛性性能有所提高。

由于独立分量分析的比例不确定性和提取分量的顺序的不确定性,导致在遥感图像分类中有效选取分量的不确定性,这对于波段数量较多的遥感图像影响尤其大。本文所使用的 M-FastICA 算法还是线性 ICA 算法,而遥感图像之间的关系并非线性的,用线性方法去逼近时会存在一定误差,因此如何用非线性 ICA 方法去处理遥感图像以提高分类精度,将是下一步的研究工作。

参 考 文 献 (References)

- [1] Zhu J H, Liu Z K, Yu N H. Remote Sensing Image Classification Using an Adaptive Min-Distance Algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, 5A(1): 21-24. [朱建华,刘政凯,俞能海.一种多光谱遥感图像的自适应最小距离分类方法[J].中国图象图形学报,2000,5A(1):21-24.]
- [2] Chen H, Chen S H, et al. Application of K-means classification in remote sensing [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2000, 29(2): 26-30. [陈华,陈书海等.K-means 算法在遥感分类中的应用[J].红外与激光工程,2000,29(2):26-30.]
- [3] Yan J, Wang W, Li X G. Extracting the Rice Planting Areas Using an Artificial Neural Network [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, 5(3): 227-230. [阎静,王汶,李湘阁.利用神经网络方法提取水稻种植面积——以湖北省双季水稻为例[J].遥感学报,2001,5(3):227-230.]
- [4] Luo J C, Zhou C H, Yang Y. ANN Remote Sensing Classification Model and Its Integration Approach with Geo-knowledge [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, 5(2): 122-129. [骆剑承,周成虎,杨艳.神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究[J].遥感学报,2001,5(2):122-129.]
- [5] Wang Y N. A Classification of Remote Sensing Image Using Wavelet Neural Network [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, 4A(5): 368-371. [王耀南.小波神经网络的遥感图像分类[J].中国图象图形学报,1999,4A(5):368-371.]
- [6] Luo J C, Zhou C H, Yang Y. Radial Basis Function Map Theory Based Remote Sensing Image Classification Model [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, 5A(2): 94-99. [骆剑承,周成虎,杨艳.基于径向基函数(RBF)映射理论的遥感影像分类模型研究[J].中国图象图形学报,2000,5A(2):94-99.]
- [7] Sun D F, Ji C Y, Lin P. Landcover Classification of Remote Sensing Imagery Using Self-organizing Neural Network [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1999, 3(2): 139-143. [孙丹峰,汲长远,林培.自组织神经网络在遥感土地覆盖分类中应用研究[J].遥感学报,1999,3(2):139-143.]
- [8] Qin Q M, Lu R J. Satellite Image Classification Based on Fractal Di-

- mension and Neural Networks [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2000, 36(6): 858—864. [秦其明, 陆荣建. 分形与神经网络方法在卫星数字图像分类中的应用[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2000, 36(6): 858—864.]
- [9] She F N, Cai Q M. Principal-Component-Supervised Classification and its Application to Image Recognition of Water Quality [J]. *Journal of Lake Sciences*, 1997, 9(3): 261—268. [余丰宁, 蔡启铭. 主成分监督分类及其在水质特征遥感图像识别中的应用[J]. 湖泊科学, 1997, 9(3): 261—268.]
- [10] Yu X L, Mo H, Qian G H *et al.* The Application of Markov Random Fields in the Classification of Multispectral Remote Sensing Image [J]. *Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning*, 1999, 20(5): 48—53. [于秀兰, 莫虹, 钱国蕙等. Markov 随机场在多光谱遥感图像分类中的应用[J]. 中国农业资源与区划, 1999, 20(5): 48—53.]
- [11] Yang C J, Zhou C H. Investigation on Classification of Remote Sensing Image on Basis of Knowledge [J]. *Geography and Territory Research*, 2001, 17(1): 72—77. [杨存建, 周成虎. 基于知识的遥感图像分类方法的探讨[J]. 地理学与国土研究, 2001, 17(1): 72—77.]
- [12] Zhu C Q, Wang Q, Yang X M. The Fusion of SPOT Panchromatic and Multi-spectral Remote Sensing Image Data by the Multi-band Wavelet [J]. *Acta Geodetica et Cartographica Sinica*, 2000, 29(2): 132—136. [朱长青, 王倩, 杨晓梅. 基于多进制小波的 SPOT 全色影像和多光谱遥感影像融合[J]. 测绘学报, 2000, 29(2): 132—136.]
- [13] Di K C, Li D R, Li D Y. Study of Remote Sensing Image Classification Based on Spatial Data Mining Techniques [J]. *Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping*, 2000, 25(1): 42—48. [邱凯昌, 李德仁, 李德毅. 基于空间数据挖掘的遥感图像分类方法研究[J]. 武汉测绘科技大学学报, 2000, 25(1): 42—48.]
- [14] Chen C H, Zhang X. Independent component analysis for remote sensing study[C]. SPIE vol. 3871, 1999: 150—155.
- [15] Jutten C, Herault J. Independent Component analysis versus principal component analysis[C]. in Proc. Europ. Signal Processing Conf. EUSIPCO88, 1988: 643—646.
- [16] Comon P. Independent Component Analysis, A new concept [J]. *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287—314.
- [17] Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution [J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129—1159.
- [18] Lee T W. *et al.* Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed Subgaussian and Supergaussian sources [J]. *Neural Computation*, 1997, 11(2): 409—433.
- [19] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1999, 8(3): 622—634.
- [20] Jiang C J. Scientific Computing and C Program Collect [M]. Anhui, University of Science and Technology of China Press, 1998. [蒋长锦. 科学计算和 C 程序集[M]. 安徽: 中国科学技术大学出版社, 1998.]

Remote Image Classification Based on Independent Component Analysis

ZENG Sheng-gen, WANG Xiao-min, FAN Rui-bin, XIA De-shen

(Computer Department, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The automatic classification methods for remote sensing images are usually based on statistic information of the images. It has correlation among multi-spectral remote sensing images, and the correlation is a disadvantage to automatic classification of remote images. Commonly, Principal Component Analysis (PCA) is used to remove the correlation. Independent Component Analysis (ICA) can obtain higher order statistics information than PCA. It not only can remove the correlation, and also can obtain band images that are mutual independent. Firstly the fundamental of Independent Component Analysis is briefly introduced. Then, a fast algorithm of ICA (FastICA) and its modification (M-FastICA) are introduced, and are used to classify the remote sensing images. In the result, compare to basic FastICA algorithm, M-FastICA runs quickly and has better convergence performance, and improves the validity of the ICA in classifying of the remote sensing images.

Key words: independent component analysis; principal component analysis; fixed-point; remote image; self-adaptive min-distance classification