

文章编号: 1001-411X(2002)02-0018-04

# 最佳特征影像组合综合选择指数的研究

沈润平<sup>1,2</sup>, 王人潮<sup>1</sup>, 赵小敏<sup>2</sup>

(1 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 浙江 杭州 310029; 2 江西农业大学国土资源与环境学院, 江西 南昌 330045)

**摘要:** 最佳特征影像组合的选择是决定遥感影像信息提取与影像分类效果的关键环节之一。本文在分析多种定量选择方法的基础上, 对不同方法的相关性及其存在的差异进行了深入的探讨, 提出了综合选择指数法, 经试验初步认为综合选择指数能较好地选择最佳特征影像组合, 并提出了构建综合选择指数模型的方法与原则。

**关键词:** 最佳特征影像组合; 综合选择指数模型; 影像分类; 遥感  
**中图分类号:** TP75                      **文献标识码:** A

利用遥感数据进行地物信息提取, 研究者既希望有更多的光谱波段、更多的辅助数据以及由此生成的各种专题影像, 来增强对信息的提取; 但又希望利用较少的数据进行有效的分析, 以提高信息提取的效率。因过多的影像同时参与地物信息提取与分类, 不但增加计算机的负担, 增加耗时, 而且冗余的数据反而影响对地物的提取, 降低精度<sup>[1]</sup>。因此, 在众多的特征影像中选取最佳特征影像组合是遥感信息提取与分类过程中必需要面对与解决的关键问题之一<sup>[2]</sup>。

遥感特征影像组合的选取模型可概分为影像物理意义分析法和定量分析法。影像的物理意义分析是基于对遥感特征影像的光谱物理意义充分了解的基础上, 依据研究区的地物光谱特性来定性地选择影像。遥感特征影像选取的定量分析法常用的有基于信息量的方法, 如最佳指数因子法(OIF), 雪氏熵值法, 以及基于类间可分性的影像选择方法。定量方法与影像物理意义分析法相比, 使得影像组合的选择建立在“量”的基础上, 并可对影像组合优劣进行排序。但是不同的方法对影像选择的结果, 往往存在差异, 使得研究者在选择方法与确定最佳特征影像组合时, 仍存在困难。为此, 本文对特征影像的选择方法及原则进行深入的比较分析, 并探讨新的综合方法与指标, 为遥感影像高精度信息提取提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料与试验区

遥感资料由中国科学院遥感卫星地面站提供, 1991 年 10 月 25 日鄱阳湖幅 Landsat-5TM 数字影像

数据, 轨道 121/040; 2000 年 1 月 27 日 Landsat-7 ETM<sup>+</sup> CD-ROM 数据, 轨道 121/0400000。研究区由新建县、湾里区、南昌市区及郊区构成, 地处江西中部, 东经 115°31'40" 到 116°25', 北纬 28°20'10" 到 29°10'50", 土地总面积 3 046.925 km<sup>2</sup>。属中亚热带季风湿润气候区, 西南部有一低山, 最大海拔高程 841.4 m, 东部及东北部为鄱阳湖冲积性平原, 以稻田为主, 在山地与平原之间为缓坡丘陵地。地带性的植被以常绿阔叶林为主, 但基本被破坏殆尽, 现在的植被多为次生半天然林和人工林, 以马尾松林、油茶林、杉树林为主。遥感影像接收期间, 农田作物为晚稻(1991 年)、油菜和绿肥(2000 年), 小麦、棉花、甘薯、芝麻等。

### 1.2 遥感影像处理及分类

在进行分类前, 对遥感影像进行了大气纠正及几何精纠正, 大气纠正采用直线回归法, 几何精纠正选用的参数为: 地面控制点 15 个, 三次多项式变换、最邻近象元重采样, 将影像校正到 1:100 000 的地形图上, 纠正误差在 0.5 个象元以内。用行政边界矢量图对遥感影像进行切割, 获得研究区影像。为验证组合选择效果, 对 1991 年不同的影像组合进行了自动分类, 采用最大似然法, 地物类型分为水田、旱地、果园、居民地及交通用地、密林地、疏林地、草地、荒草地、水体、滩涂、沙地等, 训练样区的选择采用非监督分类 ISODATA 法、目视判读及实地考察相结合。

精度分析用 Conglton 等提出的混淆矩阵法, 检验点 750 个, 以象元为单位, 采用分层随机产生, 除掉混合象元、图斑边缘象元及难以抵达考查的象元外, 最终有效点 680 个。参考地类采用目视解译、参考 1996 年土地利用现状图及实地考察相结合确定。影

收稿日期: 2001-05-15

作者简介: 沈润平(1963-), 男, 教授, 在读博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(49761005)部分内容

像处理及分类皆在遥感影像处理软件 ERDAS IMAGINE 8.4 上完成。

### 1.3 特征影像组合选择的定量方法

1.3.1 最佳指数因子法 最佳指数因子法 (Optimum Index Factor, 简称 OIF)<sup>[3,4]</sup> 是 Chavez 等于 1982 年提出的, 计算公式:

$$OIF = \sum_{i=1}^3 S_i / \sum_{i=1}^3 |R_{ij}|,$$

式中  $S_i$  为第  $i$  个影像的标准差,  $R_{ij}$  为第  $i$  和第  $j$  个影像的相关系数。OIF 值越大, 则相对应的影像组合信息量越大, 说明该组合方案最优。

1.3.2 雪氏熵值法 雪氏熵值法<sup>[1,4]</sup> 是 Sheffield 在 1985 年提出的, 利用香农信息论的原理, 计算  $N$  维数熵值进行最佳影像的选择, 其最终计算模型为:

$$S = N/2 + \ln(K_S) = N/2 + N/2 \ln(2\pi) + 1/2 \ln |M_S|$$

$M_S$  为样区协方差矩阵,  $N$  为组合影像数。协方差行列式值越大, 则该影像组合越好。

1.3.3 Jeffries-Matusita 距离法 该方法是基于类间可分性原则, 首先在组合影像中选择各类典型样本, 然后通过样本的光谱值, 统计组合的地类间光谱距离, 最后计算类间距离的平均值, 并进行比较, 平均值最大者为最佳影像组合<sup>[5,6]</sup>。类间 Jeffries-Matusita (JM) 距离<sup>[9]</sup> 的计算式为:  $JM_{ij} = 2(1 - e^{-B})$ ;

$$B = \frac{1}{8} (m_i - m_j)^T [(\sum_i + \sum_j)/2]^{-1} (m_i - m_j) +$$

$$\frac{1}{2} \ln [ |(\sum_i + \sum_j)/2| / \sqrt{|\sum_i| \cdot |\sum_j|} ],$$

式中  $\sum_i, \sum_j$  分别为  $i, j$  类的协方差矩阵,  $m_i, m_j$  分别为  $i, j$  类的亮度均值矢量。

1.3.4 综合选择指数 (ISI) 法 构建方法是: 雪氏熵

值一般采用变量协方差行列式值表征, 数量级较大, 故先利用自然对数进行变换。然后对最佳指数因子值、雪氏熵值及类间平均 JM 距离 3 个指标进行主成分分析, 获得各因子贡献率和因子特征向量矩阵, 依据因子特征向量矩阵可得出各主成分与最佳指数因子值、雪氏熵值及类间平均 JM 距离 3 个指标关系方程:  $Y = AX$ , 式中  $Y$  为主成分向量,  $A$  为因子特征向量矩阵,  $X$  为指标向量 ( $X_1, X_2, X_3$ ),  $X_1, X_2$  和  $X_3$  分别为 OIF 值、Ln 熵和平均 JM 距离。

然后以各主成分的贡献率为权重系数, 将这 3 个主成分的线性表达式相加, 可构造特征影像组合选择综合指数 (ISI) 模型:

$$ISI = aX_1 + bX_2 + cX_3, \text{ 式中 } a, b, c \text{ 为常数。}$$

## 2 结果与分析

### 2.1 OIF 法、雪氏熵值及 JM 距离法对特征影像组合的选择

除热红外或全色波段之外, 1991 年 TM 及 2000 年 ETM<sup>+</sup> 数据的其余 6 个波段, 可构成 20 个不同的 3 波段组合, 试验计算了它们的 OIF 值、雪氏熵值及 JM 平均距离等指标, 并进行排序, 表 1 列出了各指标的 3 个最优组合和 3 个最差组合的结果。从中可以看出, 不同指标具有相似的结果趋势, 但存在明显的不一致, 如 1991 年 1, 4, 5 3 波段组合的最佳指数因子值排序第一, 而雪氏熵值为第二, 类间平均 JM 距离为第三; 再如组合 3, 4, 5 的雪氏熵值及类间平均 JM 距离皆为第一, 而最佳指数因子却列为第四。2000 年 ETM<sup>+</sup> 影像组合也存在类似情况, 这给波段组合的选择带来一定的困难与不确定性。

表 1 影像组合选择

Tab. 1 Selection of image combination

1991 年 TM 影像 TM images in 1991				2000 年 ETM <sup>+</sup> 影像 ETM <sup>+</sup> images in 2000			
波段组合 combination	OIF 排序 OIF no.	熵排序 entropy no.	JM 排序 JM no.	波段组合 combination	OIF 排序 OIF no.	熵排序 entropy no.	JM 排序 JM no.
1, 4, 5	1	2	3	2, 4, 5	1	3	1
2, 4, 5	2	4	5	1, 4, 5	2	5	3
3, 4, 5	4	1	1	3, 4, 5	3	1	4
1, 5, 7	3	7	2	2, 4, 7	4	4	2
1, 4, 7	5	3	4	3, 4, 7	8	2	9
1, 2, 4	16	19	18	1, 2, 5	12	17	18
1, 3, 7	17	13	16	1, 2, 4	16	19	19
1, 2, 7	18	17	19	2, 3, 7	18	14	15
2, 3, 7	19	18	17	1, 2, 7	19	18	17
1, 2, 3	20	20	20	1, 2, 3	20	20	20

## 2.2 OIF 值、雪氏熵值及 JM 距离指标的相关性分析

相关分析(表2)表明:不同方法间的相关系数皆达到显著水平,具有较好的相关性,信息量大的影像组合,一般类间的可分性也较好,这可解释不同方法选择结果的相似性。

表2 选择指标间的相关性系数矩阵

Tab. 2 Matrix of relation coefficients of selection index

年份 year	OIF 值 OIF	熵 entropy	JM 距离 JM
1991	1.000	0.855	0.820
	0.855	1.000	0.942
	0.820	0.942	1.000
2000	1.000	0.830	0.833
	0.830	1.000	0.863
	0.833	0.863	1.000

但不同的方法却很难达到一致,存在明显的差异与矛盾之处,它们之间虽然存在一定的相关性,但并不完全相关,即相关系数并未达到1(表2)。这与它们的选择原则及利用影像的信息量的差异有关,最佳指数因子法(OIF)与雪氏熵值法都是基于信息量分析来进行特征影像组合选取,信息量大的组合为优,前者考虑了影像标准差与影像的相关性,后者则利用了信息论的原理进行熵值计算<sup>[4]</sup>,基于信息量的方法充分利用了整个影像的信息,但从原理上却不能直接与要提取的地物类型信息相联。JM 距离法是基于类间可分性的特征影像组合选择,通过计算和比较地类间的光谱特征距离,来进行影像组合的选择,地类间光谱距离大的组合为优,这与影像分类的提取类型及分类原理直接相关,但是它仅只利用影像中的部分信息进行组合选择,即影像中的样区信息,因而在一定程度上与样区及地类类型的选取有很大关系。因此,将上述不同方法进行综合,可充分利用不同方法的优势,综合不同的选择原则。

## 2.3 综合选择指数对特征影像组合的选择

研究中尝试采用主成分分析法对上述3个指标进行综合,以构建综合选择指数(SI)。经计算得1991年特征影像组合选择综合指数模型为:  
 $SI=0.877 0X_1+0.881 6X_2+0.870 5X_3$ ;

2000年特征影像组合选择综合指数模型为:  
 $SI=0.860 2X_1+0.850 1X_2+0.828 1X_3$ 。

依据模型可得到1991年TM影像组合与2000年ETM<sup>+</sup>影像组合的综合指数值(SI),以及它们排序。

表3列出了前5个组合和后5个组合。

表3 影像组合综合选择指数值

Tab. 3 Integrated selection index of image combinations

1991年TM影像 TM images in 1991			2000年ETM <sup>+</sup> 影像 ETM <sup>+</sup> images in 2000		
波段组合 combination	ISI	排序 no.	波段组合 combination	ISI	排序 no.
1, 4, 5	46.705 7	1	2, 4, 5	55.110 2	1
2, 4, 5	44.537 4	2	1, 4, 5	53.424 5	2
3, 4, 5	43.065 9	3	3, 4, 5	50.899 2	3
1, 5, 7	42.587 5	4	2, 4, 7	47.948 5	4
1, 4, 7	38.101 4	5	1, 4, 7	46.183 4	5
1, 2, 4	25.133 5	16	4, 5, 7	34.859 5	16
1, 3, 7	24.487 9	17	1, 2, 4	33.368 8	17
1, 2, 7	22.272 8	18	2, 3, 7	32.763 0	18
2, 3, 7	20.302 0	19	1, 2, 7	29.910 6	19
1, 2, 3	11.926 2	20	1, 2, 3	16.151 5	20

从结果(表3)可知1991年TM影像最佳影像组合为1, 4, 5, 其次为2, 4, 5, 第三为3, 4, 5。2000年ETM<sup>+</sup>最佳影像组合为2, 4, 5, 其次为1, 4, 5, 第三为3, 4, 5。2a的前3个最佳组合皆由中红外波段、近红外波段和另一个可见光波段构成,这与有关研究相一致<sup>[2-4]</sup>。最差的3个组合也皆为波段1, 2, 3、2, 3, 7和1, 2, 7。且2个不同年份的选择结果较一致。

## 2.4 影像自动分类

为了验证选择结果,采用最大似然法对1991年TM影像的主要组合进行了分类,精度分析(表4)表明:不同组合的分类效果与综合指数的选择结果具有较好的一致性,总体精度及Kappa系数大小排序为:波段组合1, 4, 5 > 2, 4, 5 > 3, 4, 5 > 1, 5, 7 > 1, 4, 7, 但与JM距离法、雪氏熵值法对组合的选择结果(表1)相差较大。与最佳指数因子法(OIF)相比,对组合3, 4, 5及1, 5, 7的选择结果也不同,并且二者的精度相差较大。

表4 主要组合分类效果比较

Tab. 4 Comparison of classification result of main combination

组合 combination	总体精度 overall accuracy/%	Kappa系数 Kappa ratio
1, 4, 5	64.85	0.564
2, 4, 5	63.62	0.531
3, 4, 5	63.12	0.528
1, 5, 7	58.67	0.485
1, 4, 7	57.84	0.467

## 3 结论与讨论

(1)以新建县及南昌市作为试验区,利用1991年

TM 和 2000 年 ETM<sup>+</sup> 影像进行不同组合的选优。结果表明, 最佳指数因子法(OIF)、雪氏熵值法及类间距离法存在一定的相关性, 但并不完全相关。由于不同方法基于的原则及利用影像的信息量不同, 在影像组合选择时, 结果并不完全一致, 存在明显的差异, 这给最佳特征影像组合的选择带来困难。

(2) 综合指数法是通过主成分分析生成 3 个相互独立的主成分, 然后以因子贡献率作为权重构建综合选择指数模型。这样的综合指数模型剔除了原指标中信息重叠的部分, 保留了各指标的有用信息, 且较好地实现了信息量大、类间光谱差异大原则的结合, 既充分利用整个影像信息, 又考虑到影像提取的地物类型。因此, 是最佳特征影像组合选择的有效模型。但是该方法也存在计算量较大的不足, 由于当代计算机技术的快速发展, 计算性能的提高, 这将成为主要问题。

(3) 利用综合指数对 1991 年及 2000 年最佳影像组合进行选择, 结果表明, 1991 年以组合 1, 4, 5 为最佳, 2000 年以组合 2, 4, 5 为最佳。2 a 的前 3 个最佳组合皆由中红外波段、近红外波段和另一个可见光波段构成。最差的 3 个组合也皆为波段 1, 2, 3、2, 3, 7 和 1, 2, 7, 且 2 a 的结果一致。

(4) 试验利用 1991 年 TM 资料, 采用最大似然法, 对主要组合影像进行分类, 分类精度表明: 组合 1, 4, 5 > 2, 4, 5 > 3, 4, 5 > 1, 5, 7 > 1, 4, 7。这与综合指数的选择结果相一致, 因而, 初步认为与最佳指数因子法(OIF)、雪氏熵值及 JM 距离法相比, 用综合指数

进行特征影像组合的选择结果较好。

(5) 综合选择指数模型是由最佳指数因子法(OIF)、雪氏熵值及一个类间可分性指标构成。由于基于类间可分性的方法较多, 在确定其方法时, 应选择与分类器相适应的方法。如以最大似然法分类器在分类时不但考虑了变量协方差矩阵, 而且要求地类光谱显正态分布的假设, 因此, 应选择 Jeffries—Matusia(JM)法或转置离散度法进行影像组合选择为好<sup>[6]</sup>。另外, 在选择地类类型时, 应与分类时的地类类型相一致, 这些地类类型应包括影像中尽可能有的光谱类。

#### 参考文献:

- [1] SHEFFIELD C. Selecting band combinations from multispectral data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1985, 51(6): 681—687.
- [2] 戴昌达, 胡德永. TM 图像用于 1:5 万专题调查制图可行性及其关键技术[J]. 遥感技术与应用, 1991, 6(2): 13—20.
- [3] 陆灯盛, 游先祥, 崔赛华. TM 图像的信息分析及特征信息提取的研究[J]. 环境遥感, 1991, 6(4): 282—292.
- [4] 王人潮, 史舟, 胡月明. 浙江红壤资源信息系统的研制与应用[J]. 北京: 中国农业出版社, 1999. 260—267.
- [5] MAUSEL P W, KRAMVER W J, LEE J K. Optimum band selection for supervised classification of multispectral data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56: 55—60.
- [6] RICHARDS J A. Remote sensing digital image analysis(2<sup>nd</sup> ed)[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 245—253.

## Integrated Selection Index Model for Optimal Feature Combinations on Remote Sensing

SHEN Run-ping<sup>1,2</sup>, WANG Ren-chao<sup>1</sup>, ZHAO Xiao-min<sup>2</sup>

(1 Inst. of Agric. Remote Sensing & Infom. Appl., Zhejiang University, Hangzhou 310029, China;

2 Land Resource and Environment College, Jiangxi Agric. Univ., Nanchang 330045, China)

**Abstract:** Selection of optimal feature combinations is one of the key procedures for remotely sensed image classification and information abstraction. Based on the analysis of various quantitative methods, the differences and correlations between them have been discussed. The method of integrated selection index for optimal feature combinations correlations was proposed. It was proposed that the integrated selection index model constructed could be better than others.

**Key words:** optimal feature combinations; integrated selection index model; image classification; remote sensing

【责任编辑 周志红】