

# 基于 GIS 的中国东北植被综合分类研究\*

刘纪远 庄大方 凌扬荣

(中国科学院遥感应用研究所 北京 100101)

Y. Awaya

(日本森林综合研究所)

**摘 要** NOAA AVHRR 由于运行周期短、覆盖范围大、成本低、波段宽等特点,目前正越来越广泛地受到人们的普遍关注。在大尺度、中尺度植被遥感上,NOAA AVHRR 具有陆地卫星无法比拟的优势,但在另一方面,NOAA AVHRR 也存在分辨率低、数据变形较大和几何畸变较严重等问题。这样,在应用 NOAA AVHRR 数据进行大区域植被制图时,植被分类的精度仍待提高。本文从理论上探讨了将地理信息系统提供的地理数据与遥感数据复合的可行性;尝试在 GIS 环境下,将气温、降水、高程 3 个影响区域植被覆盖的主要指标,按一定的地面网格系统和数学模式进行量化,生成数字地学影像,并使之与经过优化、压缩处理的 NOAA AVHRR 数据进行复合,对复合后的综合影像进行监督分类。分类结果显示,与传统的应用最大似然分类方法对单一遥感图像分类相比,该综合分类方法分类精度提高了 18.3%,该研究方法改变了遥感影像的单一信息结构;丰富了图像的信息含量;完成了地理数据的数字传输、处理、存储及影像化显示。

**关键词** NOAA AVHRR, NDVI, 地学影像, 综合影像, 遥感, 监督分类, GIS

## 1 引 言

全球变化的研究,特别是全球植被变化的研究,日益受到各国政府和科学家的重视。大范围的植被清查,不但要耗费巨资和投入庞大的人力,而且事实上也是做不到的。NOAA AVHRR 由于运行周期短、覆盖范围大、成本低、波段宽等特点,目前正越来越广泛地受到人们的普遍关注<sup>[1]</sup>。在大尺度、中尺度植被遥感上,NOAA AVHRR 具有陆地卫星资料无法比拟的优势<sup>[2]</sup>。但在另一方面,由于 NOAA AVHRR 扫描带宽(2800km),则地球曲率、大气和目标的方向反射特征以及传感器扫描角和太阳高度的差异,均对数据影响较大,因此 NOAA AVHRR 也存在分辨率低、数据变形较大、几何畸形较严重等问题。这样,在应用 NOAA AVHRR 数据进行大尺度、中尺度植被分类制图时,植被分类的精度仍有待提高。为了改变遥感信息的单一光谱信息结构,人们尝试了不同数据综合分析的方法,利用一些地学数

据作为辅助数据,使遥感应用的精度有了很大的提高<sup>[3]</sup>。随着 GIS 的发展,人们认识到虽然遥感系统与 GIS 是两个相对独立的技术系统,但地学研究的共同对象使它们有机地联在一起。在 GIS 环境下实现包括遥感信息在内的多种数据的复合,不仅可以提高对遥感信息解译的精度,GIS 也将在参与系统分析的数据方面,受益于遥感系统,两个技术系统实质上是互补的。

中外专家一致认为,由遥感手段获得的能量信息与非遥感手段获得的物质信息的复合,是遥感应用中解决定量问题的必由途径。只有全面掌握了系统的物质与能量信息时才能真正做到对遥感信息的正确解译<sup>[4]</sup>。基于此,本论文尝试在 GIS 环境下,实现遥感数据与气温、降水、高程等地理数据的复合,以期改变遥感信息的单一光谱信息结构,提高 NOAA AVHRR 在大尺度植被覆盖制图的分类精度,实现研究区域的植被分类。

\* 国际合作项目“全球研究网络系统”(GRNS)。

## 2 数据采集与处理

### 2.1 遥感数据(NOAA AVHRR)的处理与优化

#### 2.1.1 NOAA AVHRR 数据及其几何纠正

由于 AVHRR 的数据变形较大,几何畸变较严重。因此,NOAA AVHRR 数据的几何纠正十分重要<sup>[5]</sup>。气象卫星资料处理中心应用专门进行系统几何校正的软件包进行粗校正,粗校正的数据必须再进行纠正,即参考地图,选取地面控点,通过几何变换实现对图像的几何纠正,图版 I 图 1 为几何纠正后的 NOAA AVHRR 影像。

#### 2.1.2 NDVI 影像的生成及 NOAA AVHRR 数据的优化

##### NDVI 影像的生成

NOAA AVHRR 数据在具有覆盖面广的优点的同时,也因为受云层的影响,在进行地表植被研究时,大大限制了其使用效率。因此,在应用 NOAA AVHRR 资料进行地表覆盖的分析时,云是主要的干扰因素,必须去除<sup>[6]</sup>。为消除云层覆盖对地表信息的影响,研究中采用组合处理(Composing)方法<sup>[7]</sup>。这种方法的基本假设是云层的位置是不断变化的,因此在一定的时段内,比如 10 天期间,任何一个位置点都存在没有被云层覆盖的时候,把这些无云层覆盖的像元拼接在一起,就可以产生一幅完整的组合图像。

在组合处理方法中,归一化植被指数常用来作为判断是否有云覆盖的参数,归一化植被指数即 NDVI,定义为近红外波段与可见光红波段数值之差和这两个波段数值之和的比值。对于 NOAA AVHRR,即:

$$NDVI = \frac{ch_2 - ch_1}{ch_2 + ch_1} \quad (1)$$

典型的绿色植物反射光谱曲线上,蓝光区和红光区各有一个叶绿素的吸收带(吸收中心在 0.45 $\mu\text{m}$ 及 0.65 $\mu\text{m}$ ),近红外区则有一个强反射峰,植被对可见光和近红外辐射的吸收—反射作用的两种截然不同的表现是由色素及细胞内部结构差异造成的。AVHRR 观测通道的设置非常有利于捕捉这种差异:其中第 1 波段  $ch_1$ (0.58—0.68 $\mu\text{m}$ )处在叶绿素的吸收带,第 2 波段  $ch_2$ (0.725—1.10 $\mu\text{m}$ )则位于绿色植物的光谱反射区。第 1 第 2 波段亮度数据结合产生的 NDVI 值,常被有效地用来检测植物的长势和覆盖情况。

另一方面,由于云层具有很低的 NDVI 值(常常是负值),所以 NDVI 可以用来作为判断是否有云层覆盖的参数<sup>[8]</sup>。

总之,只要原始数据具有足够的时间序列,我们就可能用这种简单有效的方法产生一系列的无云组合图像。试验研究中采用了 1995 年 6 月中 14 天的原始图像,先作出各时相的 NDVI 值,再经过组合处理,获得东北地区 6 月份的无云 NDVI 图像。

##### 多波段 NOAA AVHRR 数据的优化

NOAA AVHRR 数据包含从可见光到热红外波段的信息。为了适应人眼的分辨能力,通常采用彩色及假彩色的图像处理方法,从多波段原始数据中,提取 3 个波段,或经过其它处理,从中提取 3 个通道,按 R、G、B 配色加以显示。但在本试验研究中,按设计方案所述,若将地学编码影像作为一个独立的“波段”参与信息复合,NDVI 影像作为一个波段参与复合,则进行彩色或假彩色合成时,只能有一个通道的 AVHRR 原始影像可以被采用。我们期望通过信息处理,在有限的通道内,有效地反映多波段遥感数据的综合信息,用较少的波段来负载原始多波段的信息含量。这样就提出了一个遥感数据的优化和压缩的问题。本试验研究中,作者尝试用主成分分析法,

表1 NOAA AVHRR原始数据的相关分析及主成分变换结果

Table 1 The processing results of NOAA AVHRR original data using correlation analysis and principal component transfer

		PC#1	PC#2	PC#3	PC#4	PC#5
波 段	1	0.448	-0.472	0.498	-0.186	0.543
	2	0.369	-0.223	0.246	0.728	0.473
	3	0.320	0.260	-0.508	0.473	0.590
	4	0.727	0.091	0.345	-0.460	-0.363
	5	0.170	0.808	0.561	-0.090	0.037
本征值		2880.2	297.2	151.3	62.4	32.1
所占信息百分比/%		84.8	8.8	3.7	1.8	0.9
信息量累积百分比/%		84.8	93.6	97.3	99.1	100

对 NOAA AVHRR 多波段数据进行优化。用较少的维数空间来表示有效信息而尽量不损失信息。

基于上述思想, 在本试验研究中, 对东北地区 1995 年 6 月份的组合 NOAA AVHRR 多波段数据进行主成分变换, 结果见表 1。

分析表 1 可知, 从影像信息含量的角度而言, 第 1 主成分已占有全部 NOAA AVHRR 数据集方差的 84.8%, 换言之, PC#1 已包含全部信息量的 84.8%。再分析原始 NOAA AVHRR 各波段信息在 PC#1 含量上的分布 (图 2) 可知, PC#1 是原始 NOAA AVHRR 各波段信息的加数和, 其中以波段 4 (10.5—11.5 $\mu\text{m}$ ) 的贡献最大。因此, 可以说 PC#1 是基本上综合反映了原始 NOAA AVHRR 5 个波段的信息量和地面的水热分布状况。在区域植被分布判读上, 起到了主导波段的作用, 因此可以将其作为参与信息复合的遥感数据的一个波段。

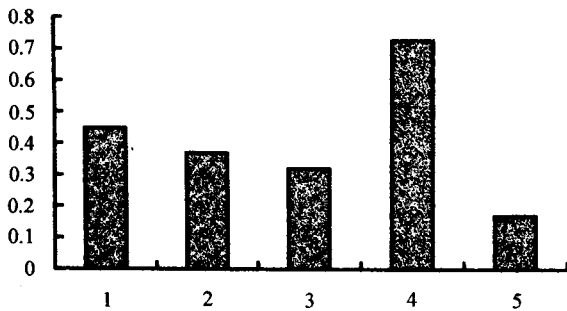


图 2 原始 NOAA AVHRR 各波段信息在 PC#1 含量上的分布

Fig.2 Information distribution for different bands of original NOAA AVHRR in PC#1

## 2.2 地理数据数字影像的生成及优化

### 2.2.1 地理数据的采集与量化

地形高程、气温及降水量是影响反映气候资源状况和地表植被分布的重要因子。因此, 本试验对上述 3 种地理数据进行处理。同时, 因区内各点的气温和降水两因子在 6 月份的差异与在整个植被生长季的差异相近, 试验研究中采用 6 月份气温和降水数据进行研究。考虑到为了使量化后的地理数据与 NOAA AVHRR 数据兼容, 处理时选取 1km  $\times$  1km 的地面格网系统, 首先收集东北地区各主要气象站 1991—1995 年 6 月份多年平均气温、降水以及高程数据, 将点序文件生成等值线图, 然后对等值线图进行最小二乘法插值处理, 用内插的方法进行数字量

化, 并将矢量图像转换为栅格影像, 通过计算机图像处理, 产生 3 幅地学影像 (图版 I 图 3—图 5)。

### 2.2.2 地学影像的加权处理

本试验研究中, 因为气温、降水及高程 3 者的自身相关并与东北地区植物生长季的水气路径有关, 尤其是气温与降水配合比较协调 (降水集中于暖季), 相关性较好<sup>[9]</sup>。因此, 在最终的复合信息中, 我们只拟加入一个地学信息“波段”, 使上述 3 种地学数据影像统一综合, 以“单波段”的形式反映区域气候资源状况。在生成综合地学影像时, 对影响区域气候资源条件的各主要因子, 建立价值系统, 进行权重分析。

在区域资源环境评价中, 确定各影响因子权重的方法很多。如层次分析法, 特尔霍法, 序列综合法等。本试验采用层次分析法。该方法是系统工程中对非定量条件作定量分析的一种有效方法, 它主要通过各评价因素的判断矩阵, 利用和积法或幂法求得最大特征值及其对应的特征向量, 对这个向量作归一化处理后可作为各因素的权重<sup>[1]</sup>。其主要步骤为:

#### (1) 构造判断矩阵

假定评价目标为  $A$ , 评价因素集为  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$

构造判断矩阵  $P(A-F \text{ 判断矩阵})$

$$P = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \cdots & f_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$f_{ij}$  是表示因素对  $f_i$  比  $f_j$  的相对重要性的数值 ( $i, j$  为  $1, 2, \dots, n$ )。其取值含义见表 2。

表 2  $A-F$  判断矩阵取值及其含义

Table 2 The value and meaning of  $A-F$  discriminant Matrix

$f_{ij}$ 的取值	含义
1	表示因素 $f_i$ 与 $f_j$ 比较, 具有同等重要性
3	表示因素 $f_i$ 与 $f_j$ 比较, $f_i$ 较 $f_j$ 稍微重要
5	表示因素 $f_i$ 与 $f_j$ 比较, $f_i$ 较 $f_j$ , 明显重要
7	表示因素 $f_i$ 与 $f_j$ 比较, $f_i$ 较 $f_j$ , 强烈重要
9	表示因素 $f_i$ 与 $f_j$ 比较, $f_i$ 较 $f_j$ , 极端重要
2, 4, 6, 8	分别表示相邻判断 1—3, 3—5, 5—7, 7—9 的中值
$f_{ji} = 1/f_{ij}$	表示 $f_j$ 比 $f_i$ 的不重要程度

在试验研究区域中, 各自然因子对区域植被分布的影响作用主要表现在区域气候资源主要影响因子的变化上。分析区内气温、降水及高程等点状数

1) GIS 课程讲义, 中国科学院遥感应用研究所博士学位课程讲义, 1996。

据与它们所代表的植被关系可知:气温是影响植被生长的重要因素,而且热量与水分配合比较协调,而区内地势变化相对较小,因而地形因子对区内植被分布影响稍小。根据判断矩阵构造原则,我们可以构造如下判断矩阵:

$$\begin{matrix} & F_1 & F_2 & F_3 \\ F_1(\text{气温}) & 1 & 2 & 3 \\ F_2(\text{降水}) & \frac{1}{2} & 1 & 3 \\ F_3(\text{高程}) & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & 1 \end{matrix} \quad (3)$$

(2) 求判断矩阵的特征值及特征向量

特征值

$$d = \begin{bmatrix} 3.0536 & 0 & 0 \\ 0 & -0.0268 + 0.4038i & 0 \\ 0 & 0 & -0.0268 - 0.403i \end{bmatrix} \quad (4)$$

特征向量

$$X = \begin{bmatrix} 0.8257 & 0.5674 + 0.5998i & 0.5674 - 0.5998i \\ 0.5201 & -0.5060 + 0.1206i & -0.5060 - 0.1206i \\ 0.2184 & 0.0624 - 0.2094i & 0.0624 + 0.2094i \end{bmatrix} \quad (5)$$

对特征向量作归一化处理求得因子权重

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= \frac{0.8257}{0.8257 + 0.5201 + 0.2184} = 0.527 \\ \alpha_2 &= \frac{0.5201}{0.8257 + 0.5201 + 0.2184} = 0.333 \\ \alpha_3 &= \frac{0.2184}{0.8257 + 0.5201 + 0.2184} = 0.140 \end{aligned} \quad (6)$$

最后,我们可以按上述分析所得权重系数,对地学影像  $T(x, y)$ ,  $P(x, y)$  和  $E(x, y)$  进行加权处理,最后得到综合地学影像  $G(x, y)$ 。

$$G(x, y) = 0.527 \times T(x, y) + 0.333 \times P(x, y) + 0.140 \times E(x, y) \quad (7)$$

从而,  $G(x, y)$  可以做为与遥感数据进行复合的独立地理信息“波段”。

### 3 多维空间信息综合的区域植被制图研究

#### 3.1 地学编码数据与遥感数据的复合

为了准确地进行地学编码数据与遥感数据的复合,不同类型数据集的严格配准是关键,试验研究中,对综合地学编码影像和遥感影像进行投影变换,统一采用经纬网坐标系,对地学编码影像和遥感影

像进行配准。将配准后的地学编码影像与  $NDVI$  及  $NOAA$  AVHRR 经主成分变换后的  $PC\#1$  影像进行信息复合,生成综合影像。

#### 3.2 遥感数据与地学编码数据的综合分类制图研究

在综合影像的判别分类中,我们把非遥感数据的地学编码数据看作多波段或多时相或多传感器遥感数据中的一个波段,各种数据全部重叠,仍采用 Bayes 判别方法的思路,只是把判别函数的形式加以改变,使其在理论上可以成立。判别函数另起名称,叫做“综合从属关系函数”<sup>[10]</sup>,它的作用是把最终要求分出的信息类别同光谱类别或数据类别相联系。数据类别是光谱类别和非遥感数据专题类别的通称,用  $d_{si}$  表示,这里  $s = 1, 2, \dots, n$  代表几个波段;  $i = 1, 2, \dots, m_s$  代表类别数目。像元用  $x_s$  表示,  $w_j$  代表信息类别,  $j = 1, 2, \dots, m$ 。则判别函数(综合从属关系函数)表示成:

$$F_j = F_j \{f(w_j / d_{si}(x_s)), \alpha_s | i = 1, \dots, m_s; s = 1, \dots, n\} \quad (8)$$

其中  $f(w_j / d_{si}(x_s))$  是数据类别  $d_{si}$  与信息类别  $w_j$  的关联强度函数,  $\alpha_s$  是第  $s$  波段的可靠因子。那么,根据 Bayes 判别准则,要求判别函数  $F_j$  为最大,也就是:

$$F_j > F_k$$

对  $j \neq k, k = 1, 2, \dots, m$  成立,则

$$x \in w_i \quad (9)$$

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_s, \dots, x_n]^T \quad (10)$$

在一般讨论时,可以不考虑  $\alpha_s$ , 按照 Bayes 理论,

$$\begin{aligned} F_j(x) &= P(w_i / x) \\ &= P(w_i / x_1, \dots, x_n) \end{aligned} \quad (11)$$

假定各信息源的波段间相互独立,则

$$P(x_1, \dots, x_n / w_j) = P(x_1 / w_j), \dots, P(x_n / w_j) \quad (12)$$

则

$$\begin{aligned} F_j(x) &= \frac{P(x_1, \dots, x_n / w_j)P(w_j)}{P(x_1, \dots, x_n)} \\ &= \frac{P(x_1 / w_j), \dots, P(x_n / w_j) \cdot P(w_j)}{P(x_1, \dots, x_n)} \\ &= P(w_j / x), \dots, P(w_j | x_n)P(w_j)^{1-n} \cdot H(x_1, \dots, x_n) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\text{其中 } H(x_1, \dots, x_n) = \frac{P(x_1), \dots, P(x_n)}{P(x_1, \dots, x_n)}$$

式中  $H(x_1, \dots, x_n) = 1$  因而

$$F_j(x) = P(w_j | x_1) P(w_j | x_2) \dots P(w_j | x_n) P(w_j)^{1-n} \quad (14)$$

其中  $P(w_j | x_s) = \sum_{i=1}^{m_j} [P(w_j, d_{si}, x_s) / P(x_s)]$

$$= \sum_{i=1}^{m_j} P(w_j / d_{si}, x_s) P(d_{si} / x_s) \text{ 或}$$

$$P(w_j / x) = \sum_{i=1}^{m_j} P(x_s / w_j, d_{si}) P(d_{si} / w_j) P(w_j) / P(x_s) \quad (15)$$

这样,表达式便类似于最大似然分类方法,又把初步得到的类别与最终分类的类别联系起来,实现分类。试验研究区中,参考收集的区内已知样地资料,结合区内相关的 1:100 万中国土地利用图及其他资料,分别对综合影像选择训练区,计算参数,进行监督分类。影像分为:阔叶林、针阔混交林、针叶林、灌木林、杂木林和杨桦林、耕地、草甸草原、沼泽、草原、芦苇沼泽及湖泊等 12 类,并得到东北地区植被分类图(封四图 6)。

### 4 分类精度分析

利用数学公式加先验知识作分类,只能尽可

$$R_1 = \frac{88 + 16 + 36 + 3 + 2 + 3 + 96 + 56 + 5 + 14 + 5 + 3}{116 + 18 + 46 + 4 + 3 + 5 + 122 + 60 + 13 + 28 + 6 + 3} \times 100\% = 77.1\% \quad (16)$$

$$R_2 = \frac{69 + 11 + 19 + 3 + 1 + 2 + 93 + 25 + 9 + 14 + 2 + 2}{97 + 23 + 39 + 8 + 4 + 5 + 141 + 46 + 21 + 35 + 4 + 2} \times 100\% = 58.8\% \quad (17)$$

表3 综合分类误差矩阵

Table 3 Error-matrix for integrated classification assisted by digital geographic data

训练区 类别	阔叶林	针-阔混 交林	针叶林	灌木林	杨桦林	杂木林	耕地	草甸	沼泽	草原	芦苇 沼泽	湖泊	类样 本数
阔叶林	88	8	16	4									116
针-阔混交林		16	2										18
针叶林	2	8	36										46
灌木林		1		3									4
杨桦林	1				2								3
杂木林	1	1				3							5
耕地							96	20	4	2			122
草甸							2	56			2		60
沼泽							8		5				13
草原							12	2		14			28
芦苇沼泽									1		5		6
湖泊												3	3

整体 Kappa 统计值 = 0.668

由以上对比可知,由于地学编码影像的参与,综合分类的分类精度较单一 NDTV 的最大似然分类精

能接近自然特性,但不可能全部符合实际,所以作完分类计算有必要作检验,分析分类精度。在实际,对于多维情况,错误概率的计算将非常复杂,因此在应用时,往往采用简单实用的办法来分析分类精度。常用的估算方法是通过选取检验样本,采用混淆矩阵的分析方法。矩阵的第  $i$  行元素为类型  $i$  分类为 1 到  $n$  类型像元出现频率,即该类型像元出现的个数与该类型检验总像元数之比,对角线元素为正确分类的像元出现频率, $i$  行中其它元素是不正确分类的像元频率分布。因此, $i$  类型的分类精度为该类型中正确的像元出现频率,即正确分类像元个数与检验像元个数之比。总的分类精度为所有正确分类的像元之和与检验像元总数之比。

为检验综合分类的分类精度,试验研究中对分类结果进行抽样,计算其误差矩阵和 Kappa 统计值(表 3)。同时,为了考察地学影像对分类精度的贡献,试验研究中采用常规的最大似然分类方法对单一的 NDTV 影像进行分类并计算其误差矩阵和 Kappa 统计值(表 4)。由表 3、表 4 可得两种分类方法的分类精度分别为:

度提高了 18.3%。另外,参考 Kappa 统计值与分类精度的对应关系(Landis and Koch 1977)(表 5)可知,

表4 采用传统最大似然分类的误差矩阵  
Table 4 Error-matrix for the conventional classification

训练区 类别	阔叶林	针-阔混 交林.	针叶林	灌木林	杨桦林	杂木林	耕地	草甸	沼泽	草原	芦苇 沼泽	湖泊	类样 本数
阔叶林	69	14	11	3									97
针-阔混交林	7	11	5										23
针叶林	7	10	19	3									39
灌木林		4	1	3									8
杨桦林	2	1			1								4
杂木林		1	1	1		2							5
耕地							93	28	13	7			141
草甸							8	25	3	10			46
沼泽							7	3	9	2			21
草原							8	11	2	14			35
芦苇沼泽								1	1		2		4
湖泊												2	2

整体 Kappa统计值=0.563

试验研究中采用传统最大似然分类方法对单一的NDVI影像的分类和综合地学影响因子的综合分类方法的分类结果分别对应为“好”和“非常好”，由此也反映了综合分类方法改善了对单一NDVI影像分类精度。

表5 Kappa统计值与分类精度对应关系  
(Landis and Koch 1977)

Table 5 classification quality associated to a Kappa statistics value (Landis and Koch 1977)

Kappa 统计值	分类精度
<0.00	较差
0.00—0.2	差
0.2—0.40	正常
0.4—0.60	好
0.6—0.80	较好
0.8—1.00	非常好

## 5 结 论

(1) 在GIS系统下,采用多时相遥感影像与数字地学影像复合的综合分类方法,进行大、中尺度植被分类时,与传统的对单一遥感图像的分类方法相比,提高了分类的精度。

(2) 地理数据与遥感光谱数据产生的新数据集,改变了遥感数据的单一光谱信息结构,丰富了图像处理的信息源。通过地理数据与遥感光谱数据的复合,可以以影像的方式,将地表植被覆盖状况的内在成因和外表现有机地结合起来,改善植被分类的精度。

(3) 遥感与GIS虽然是两个相对独立的技术系统,但地学研究的共同对象使它们有机地联系在一

起。在GIS环境下,实现包括遥感信息在内的多种数据的复合,不仅可以提高对遥感信息解译的精度,而且GIS也将在参与系统分析的数据方面,受益于遥感系统,两个技术系统实质上是互补的。

## 参 考 文 献

- 秦益,田国良. NOAA AVHRR 图像大气影响校正方法研究及软件研制. 环境遥感,1994, 9(1).
- Defries, R.S., Townshend, J.R.G. NDVI-derived land cover classifications at a global scale. *Int. J. Remote Sensing*, 1994, 15(17).
- 吴炳方,黄绚,田志刚. 应用遥感及地理信息系统进行植被制图. 环境遥感,1995,10(1).
- 赵华昌,华润葵,李刚等. 东北区农业自然条件遥感应用模式分析. 长春地理研究所遥感实验站年报. 北京:科学出版社,1991.
- 吴炳方. NOAA AVHRR 1B 数据的几何精纠正. 环境遥感,1994,9(4).
- 周红妹,杨星卫,陆贤. NOAA 气象卫星云检测方法的研究. 环境遥感,1995,10(2).
- Gong P., X. Zheng, G. Shi, G. Yang, T. McCaffrey, Y. Yin, S. Cohen, H. Le. Large area mapping for global change studies: multitemporal image processing and pattern recognition. GIS'94, Vancouver, B.C., 1994.
- 徐建华. 现代地理学中的数学方法,高等教育出版社,1996.
- 侯学煜. 中国自然地理(植被地理). 北京:科学出版社,1988.
- Tong Lee, John A. Richard, Philip H. Swain. Probabilistic and Evidential Approaches for Multisource Data Analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1987,GE-25(3).

## 作 者 简 介

刘纪远,1947年出生,1981年毕业于中国科学技术大学

研究生院,中国科学院遥感应用研究所研究员,博士生导师。  
主要从事再生资源与生态环境遥感和信息系统应用研究。曾  
先后主持西藏自治区土地利用现状遥感调查、中国资源环境

遥感宏观调查与动态研究和国家级基本资源与环境遥感动  
态信息服务体系的建立等重大项目,获多项国家及部委科技  
进步奖,出版多部专著并在国内外刊物上发表论文 50 余篇。

## Vegetation Integrated Classification and Mapping Using Remote Sensing and GIS Techniques in Northeast China

Liu Jiyuan Zhuang Dafang Ling Yangrong

(*Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences Beijing 100101*)

Y. Awaya

(*Forest and Forestry Products Research Institute Japan*)

**Abstract** As the satellite remote sensing data have been available since early 1990s, these data are being employed towards the improvement of vegetation classification. On macro and middle scale of vegetation remote sensing, NOAA AVHRR possesses an advantage when compared to other satellite data. On the other hand, because the scanning width of NOAA AVHRR is so large (2800km), the earth's curvature, characteristics, the angle of reflection from earth's object and atmosphere as well as the angle of scanner and deviation of sun's height cause a serious effect on the data. Therefore, NOAA AVHRR also has problems of low resolution, data distortion and geometrical distortion. As a result, applying NOAA AVHRR to large scale vegetation-mapping, the accuracy of vegetation classification should be increased. This paper discusses the feasibility of integrating the geographic and remotely sensed data in GIS. Under the GIS environment, temperature, precipitation and elevation, which serve as main factors affecting vegetation growth, were processed by a mathematical model and qualified into geographic image under a certain grid system. The geographic image were overlaid to the NOAA AVHRR data which had been compressed and processed. In order to evaluate the usefulness of geographic data for vegetation classification, the area under study was digitally classified by two interpreter methods. A maximum likelihood classification assisted by the geographic database, and a conventional maximum likelihood classification only. Both results were compared using Kappa statistics. The indices to both the proposed and the conventional digital classification methodology were 0.668(very good) and 0.563(good), respectively. The geographic database rendered an improvement over the conventional digital classification. Furthermore, in this study, some problems related to multi-sources data integration are discussed.

**Key words** NOAA AVHRR, *NDVI*, Geographic image, Integrated image, Remote sensing, Supervised classification, GIS