

用森林生态环境信息进行遥感图像 分类的专家系统初探*

陈 锻 生 方 有 清

(华侨大学电脑系) (南京林业大学林学系)

1987年5月18日收稿

摘 要

本文探讨了使用森林生态信息的遥感图像分类专家系统。着重讨论了森林生态模型的建立及专家系统的知识表达和模糊推理方法。

初步试验表明,本系统可提高森林分类精度,并为用遥感图像进行森林分类的专家系统的开发提供了一种思路。由于受试验条件的限制,本研究还不够完善和深入,某些方面,如森林生态模型中所采用的特征及其数学模型,还有待进一步的研究。

一、引 言

目前,为了提高航天遥感森林资源分类精度,人们在增加卫星图像分辨率的同时,也逐渐重视在分类系统中引入辅助数据的方法。显然,综合的数据源需要有综合的数据处理和分析方法。目视解译之所以至今仍不失其重要性,主要是因为它能用人的经验知识综合各种辅助信息。因此,随着人工智能专家系统方法的日趋成熟,在利用多种数据源的综合分类系统中引入专家系统方法已经势在必行了。

我们以福建沙县为试验区,进行了综合使用卫星多光谱数据、地理数据和专家知识的森林遥感图像分类专家系统的研究,在理论和实践上都取得了预期的成果。

该系统的方框图如图1。涉及到的数据源主要有: Landsat MSS 图像数据; 地理数据,包括地形、水系、交通、居民点; 专家知识,主要是地物光谱和林业知识; 先验知识,包括林相图和其它地面调查数据。后三种数据全部属于辅助数据。

图中虚线方框内是产生式系统的主要部分:

(1) 综合数据库 分两个区: (a) 事实区,存放经过各种预处理的、可被专家直接考虑的信息,包括光谱信息、数字地形、太阳照度图、地图平面要素等。(b) 事件区,存放系统当前关注点的环境要素,包括局部的事实,用于分析关注点的上下文。

(2) 知识库 表示领域专家知识的一个框架集合。模拟了一些专家目视判读过程中采用的推理方法。专家知识的获取有两个途径,一是利用训练区进行训练与学习;二是利用专家知识对知识规则作人机交互式的编辑。

* 本研究曾得到中国科学技术大学图像处理中心吴健康等老师的指导和帮助;林业部调查规划设计院蔡登透、张瑞筠、唐小平等同志参加并共同完成,在此表示衷心感谢。

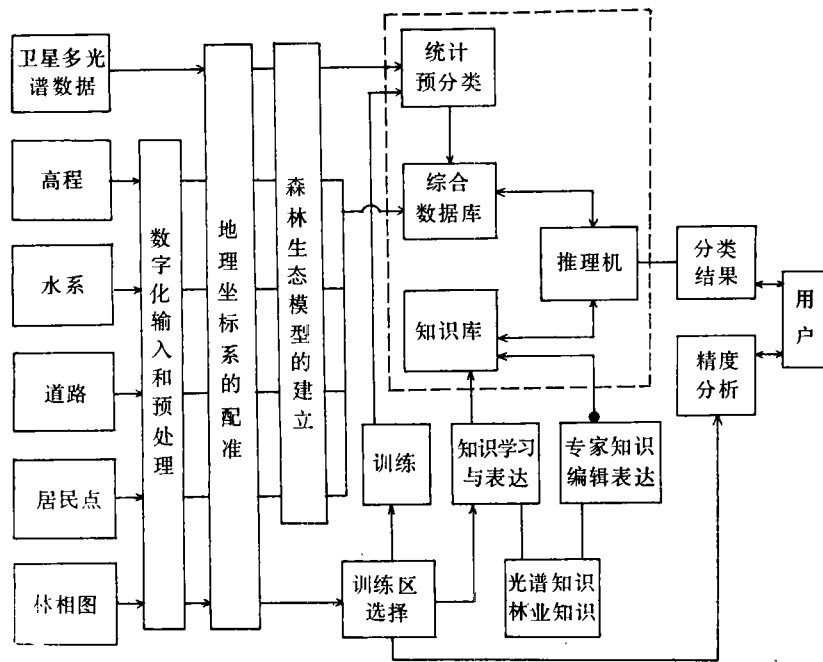


图 1 森林遥感专家系统方框图

Fig.1 The Block diagram of the Expert system of forest remote sensing

(3) 推理机 采用光谱数据驱动和森林生态模型驱动的前后向推理, 以及用模糊逻辑计算可信度。

诚然, 推理和判决能直接出结果, 是分类系统的核心, 要认真对待。然而, 在决策之前, 各种知识的学习、表达和使用, 各种数据的预处理和森林生态模型的建立, 以及各种数据源之间的协调等问题, 有时比决策本身更容易影响分类结果。下面着重讨论两个问题: 森林生态模型中的特征提取和知识表达与推理控制。最后是在试验区的实验情况。

二、森林生态模型

根据人工智能关于景物分析的原理^[1], 要识别某景物, 必须具备有关该景物特征结构的知识。为此必须先提炼出有关该景物的各种特征图。从这一原则出发, 我们必须从地面调查资料、专家知识和经验、成像过程和视觉过程的知识, 总结出一套切合实际的待分林种的生态环境特征, 建立起它们的森林生态模型。下面就是一些森林生态环境特征的提取方法。

1. 数字地形模型 (DTM) 的建立和太阳入射角计算

影响森林分布的地形因素主要有坡度、坡向和高程本身。同时, 由于摄取多光谱图像时的太阳位置变化很小, 地面像元的太阳入射角主要随地形的起伏而变化, 太阳入射角的变化, 关系到地形照度的变化, 影响多光谱图像的灰度分布。所以, 由数字高程模型 (DEM) 和卫星像片成像时的太阳位置可提取两类信息: 数字地形模型和地形的太阳照度分布。

如图 2 所示,取 2×2 像元为 $Z_{i,j}$ 像元的坡面时,一种简单的地形坡度 S 和坡向 A 的计算公式为:

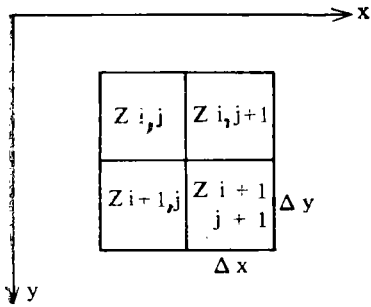


图 2
Fig. 2

$$p = \frac{\partial z}{\partial x} = (z_{i,j} + z_{i+1,j} - z_{i,j+1} - z_{i+1,j+1}) / 2\Delta x$$

$$q = \frac{\partial z}{\partial y} = (z_{i+1,j} + z_{i+1,j+1} - z_{i,j} - z_{i,j+1}) / 2\Delta y$$

$$\text{坡度 } S = \left[\left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} = \sqrt{p^2 + q^2}$$

$$\text{坡向 } A = \begin{cases} \frac{\pi}{2} + A' & \text{当 } p > 0 \\ \frac{3\pi}{2} + A' & \text{当 } p < 0 \end{cases}$$

其中 $A' = \arctan(q/p)$ 是坡向 A 与 X 轴的夹角, $0 \leq A' \leq \frac{\pi}{2}$ 。

太阳入射角 α 是坡面法线 \vec{n}_p 与太阳光线方向 \vec{n}_s 之间的夹角。 $\cos \alpha$ 与坡面的太阳照度成正比: $\cos \alpha = (p \sin \varphi_s \cos \theta_s + q \cos \varphi_s \sin \theta_s + \sin \theta_s) / \sqrt{p^2 + q^2 + 1}$ 其中: $p = \frac{\partial z}{\partial x}$, $q = \frac{\partial z}{\partial y}$, φ_s 和 θ_s 分别为太阳的方位角和高度角。

可见,地形太阳照度 $\cos \alpha$ 是个综合特征,涉及到坡度、坡向和成像时太阳的位置。

2. 地理信息特征提取

试验区是福建省的一个重点林业县,许多地方人工经营对森林的分布影响比某些自然地理要素的影响大,因此,我们试图从县内的居民点和道路网分布,构成一种人工经营强度分布图,并设计了如下的人工经营强度分布图的数学模型。

以居民点和道路为中心,向外扩张其影响范围,假设每个中心点对周围的人工经营强度分布是形如二维正态分布密度函数,设置一组经营强度分布的扩展模板,不同模板对应不同等级的居民点和道路,用它们在居民点和道路的分布图上进行模板卷积,得出人工经营强度分布图。

水源密度特征也是用这种方式提取的。

三、知识表达和推理机制

1. 知识表达

自从 1975 年 Minsky^[2] 提出框架知识表达方式以来,许多性能优良的专家系统都采用框架知识表达方式。框架尤其适应于表达先验知识,便于描述一些特定的事物,同时也能带有自动过程调用来填充其中的空槽,实现目标驱动的推理。

带有图像空间特性的框架称为象结构^[3],我们用它来描述各待判地类的生态模型。在本系统中每个待判地类对应一个象结构,一个象结构就是一类地物的一般性描述,而一类地物在不同森林生态环境下会有不同的具体象结构(简称象例)。因此,在生态环境变化大的地区,每种地类可能需要有若干个象结构的典型例子,称为该地类在某生态环境下的

典型象例。下面是一个杉木的典型象例:

杉木:

从属的大类: 针叶树

高程:

范围: 120—640 米

若需要: (从 DEM 查找)

若参加: (匹配, 将该槽值与范围匹配计算匹配度作为 cfa)

照度:

范围: 60—92 ($100 \times \cos \alpha$, α 是太阳入射角)

若需要: (从 DEM 计算得出)

若参加: (匹配)

水源密度:

范围: 0—92

若需要: (从水系特征图算得)

若参加: (匹配)

人工经营强度

范围: 6—96

若需要: (从道路网图或其数学模型算得)

若参加: (匹配)

规划效应

范围: 0.0—1.0

若需要: (查表)

本象例可信度。 $CF_0 = 0.95$

上述典型象例包括 6 种特征知识,“范围”槽中的值是该特征的期待值,它们的选择标准决定了该象例本身的可信度 CF_0 ;“若需要”槽含有必要的过程调用,以求槽值;“若参加”槽含有匹配过程,以计算槽值与“范围”值的匹配度,作为该槽的可信度 cfa 。在象例中各槽的求值与匹配都完成以后,就触发程序计算在该典型象例的可信度 cfe 。基于生态模型的后向推理可信度 $CF_2 = cfe \cdot cf_0$ 。

2. 推理机制

本系统采用前后向结合的推理方式。前向推理是由多光谱图像数据驱动的最大似然分类器,它为综合数据库提供了当前像元光谱统计分类所得出的若干候选类别及其初始可信度 CF_1 ; 后向推理是对前向推理得出的候选类别逐一用其典型象例驱动,进行模糊逻辑的可信度 CF_2 计算。利用森林生态模型信息机助模拟专家目视判读。前后向推理结合就是利用 CF_2 对 CF_1 进行修正,得出综合信息判读的可信度 CF :

$$CF = (BK + CF_2) \cdot CF_1$$

其中 BK 是调制生态模型后向推理作用大小的背景值, BK 越大, CF_2 对 CF_1 的修正能力就越小。 BK 值主要由实验决定,它与 CF_1 和 CF_2 的相对值及其变化程度有关,也与研究人员对判读依据侧重点有关。

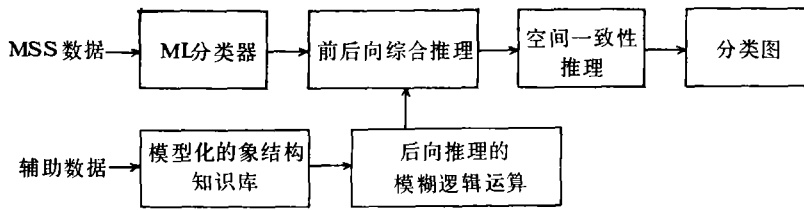


图 3 森林遥感图像分类流程图

Fig. 3 Flowchart of forest remotely sensed imagery classification

图像的空间相关信息是由作为综合数据库中的事件区来动态存贮的。由于当前像元一般有四个紧邻点，其中左、上两个像元已完全分类，右、下两个像元还有待进一步推理。因此前者的类别对中心像元的贡献应比后者大些。按局部空间一致性的原则，中心像元的类别如果与邻点的优势类别一致，其可信度就提高，否则就降低。若把空间相关信息看成是辅助信息的一种，则可以在象结构中作为特征之一参加模糊综合判决；若把空间相关信息独立看待，则可以在综合推理之后再行进行(图 3)。

其中，ML 分类器对每个像元都必须同时给出若干个(一般是 2—4 个)最大似然值所对应的几个类别作为候选类别，它们对应的似然比值就作为各自的初始可信度 CF_1 。实际上，其它统计模式识别方法也可以，比如用最小距离法，可以取若干最近邻的类别作候选类别，取各类别距离的倒数作其初始可信度。

3. 可信度的计算

在后向推理过程中，为了对典型象例内各属性匹配程度进行综合决策，得出该象例的例化程度，我们引入了广义 Fuzzy 逻辑运算。

假设：

$$\text{地类集合 } C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$$

$$\text{辅助数据属性集 } A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$$

$$\text{评判矩阵 } R: C \times A \rightarrow [0, 1]$$

$$r_{ij} = cfa_{ij} = R(c_i, a_j) \in [0, 1]$$

显然 C_i 的属性向量为

$$R|C_i = (cfa_{i1}, cfa_{i2}, \dots, cfa_{im}) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

则，对于给定的属性权重向量 $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)$ 综合决断为

$$W \circ R = CF_e = (cfe_1, cfe_2, \dots, cfe_m)$$

$$\text{其中 } cfe_i = (w_1 * r_{1i}) * \dots * (w_m * r_{mi})$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

这里“*”和“*”分别是广义 Fuzzy“与”和“或”运算。通常“*”可以是双目运算符 \wedge (两者取小)和 \cdot (两者相乘)，“*”可以是双目运算符 \vee (两者取大)和 \oplus (有界和, $a \oplus b = \min(a+b, 1)$)。不同的 $*$, $*$ 运算组合反映了不同的综合方式。 $B(\wedge, \vee)$ 为主因素决定型，结果由属性值最大的决定； $B(\cdot, \vee)$ 和 $B(\wedge, \oplus)$ 为主因素突出型，结果有所反映次要属性； $B(\cdot, \oplus)$ 为加权平均型，结果有所反映次要属性。运算组合方式的选择要能真正反映所

建立的模型。

四、分类试验与精度分析

整个分类试验过程是按图 1 所示的系统方框图进行的, 分类试验所用的设备为 VAX 11/750 和 Model 75 图像处理系统。由于 Model 75 的软件难以开发, 试验中全部采用自编软件, 用 C 和 Fortran 语言写成。

试验区是福建沙县, 全县 70% 面积是山地, 最大高差达 1500 米, 闽江主要支流之一的沙溪, 由西南向东北贯穿全县。沙县是福建省的重点林业县, 有四种主要森林类型, 即马尾松, 杉木, 阔叶树和毛竹, 此外还有混交林, 经济林, 农田, 灌木, 新造林地和水体。

作为林业县, 沙县林业委员会的整体规划对全县的森林分布有很大影响。每个乡都有其主要的林分类型, 比如夏茂的阔叶林, 凤岗的马尾松。用一个先验概率矩阵 $P = [p_{ij}]$, 来描述这一现象, i 表示第 i 类, j 表示第 j 乡。当后向推理在象结构中碰到“规划效应”这一知识时, 就触发了匹配程序, 它首先找到当前像元所属的乡号, 然后查表(矩阵 P) 得到候选类别的先验概率。

ML 分类器的各类的先验概率、均值和协方差矩阵是由训练场地和专家共同决定的; 森林生态模型中的属性范围(即象结构中的槽值)和属性权重矩阵也是由林业专家决定的。

为了验证本系统的综合数据分类能力, 我们比较了单用 ML 分类器和综合数据的分类结果。

(1) 对马尾松、杉木、毛竹、阔叶林四类主要类型, 用 ML 分类器的统计精度是 69.05%, 用本系统是 72.28%, 提高 3.23%。

(2) 对在光谱空间混淆最严重的两类: 马尾松和杉木, 用 ML 分类器的统计精度是 64.18%, 用本系统是 84.42%, 提高了 21.24%。这是因为马尾松与杉木的生态模型有较大的差异。

本试验的分乡精度统计如下:

	ML 分类精度	推理后精度	差 值	样本大小
青州乡	68.54	83.03	+14.49	892
高砂乡	70.14	79.63	+9.94	1144
郑湖乡	81.97	80.92	-1.05	1125
平均	73.55	81.23	+7.68	1054

三个乡的推理采用的典型象例是统一的, 因此, 在整个试验区整体上的知识可能发生局部的不精确, 从而引起局部推理效果上的反作用。但平均乡一级的精度仍然提高了 7.68%。如果对各乡分别建立其局部的典型象例, 一般都可避免象郑湖乡那样的精度下降现象, 但这需要增加几倍的工作量。

总的说来, 本试验区的森林生态模型差异不大。但还是有明显的效果。如果是对我国北方林区或其它模型差异明显的地区, 专家系统的综合分类能力将能得到更好的发挥。

五、结 论

本文探讨了一种森林遥感图像分类的新方法：研制了一个模型化的遥感专家系统；探索了一条知识化森林遥感的合理途径，有如下几点体会：

(1)人工智能的专家系统方法是综合利用各种数据源，提高遥感图像森林分类精度的有效途径。

(2)森林生态模型的建立需要许多专家知识和经验，模型中属性特征的提取方式是建好综合数据库、改善分类精度的关键。

(3)整个系统的自动化水平主要取决于知识的自动学习能力，这也是今后进一步完善系统的主要方向之一。

(4)关于人工经营强度的数学模式问题，由于辅助信息中没有土壤和土地利用类型信息，有些问题有待推敲。

参 考 文 献

- [1] Barr, A. & Feigenbaum, E. A., The Handbook of Artificial Intelligence, Vol. 1, 2, 3, 1980—1982.
- [2] Minsry, M., "A framework for representing Knowledge" in P. Winston (ed.) The psychology of Computer Vision, McGraw-Hill, pp. 211—277, 1975.
- [3] Chang, S. K., "Iconic systems" in Proceeding of IEEE Workshop on Languages for Automation, New Orleans, Nev. 1—3, 1984.

A STUDY ON EXPERT SYSTEM FOR REMOTELY SENSED IMAGE CLASSIFICATION USING FOREST ECOLOGICAL INFORMATION

Chen Duansheng

(Computer Science Dept., Huachiao Univ.)

Fang Youching

(Nanjing Forestry Univ.)

Abstract

We present a forest inventory expert system using both remotely sensed images and forest ecological information with emphasis on the development of forest ecological models its knowledge representation and Fuzzy inference.

Initial studies have shown that expert system can not only improve forest image interpretation but also present a new idea to develop expert system for remotely sensed image interpretation. Confined to the test Conditions, the study is not very complete. In some respect, such as the extraction of forest ecological models, further studies should be made.