

专家系统在森林遥感图像 分类中的应用*

周 卫 阳

(中国林业科学研究院资源信息研究所)

摘要 传统的林业遥感图像计算机分类方法,多作为目视判读的一种辅助手段,对数字图像数据本身进行分类。在这种分类过程中,各种辅助数据及林学家、图像判读员的经验和知识一直未能得到直接充分有效的利用。通过建立专家系统可将上述各种辅助数据和专家知识直接加入计算机分类的过程,以达到在一定程度上取代目视判读的目的。本文讨论了一个小型林业遥感图像分类专家系统的总体设计、数据库设计、信息综合、推理方法以及用此系统对一TM图像进行实际分类的初步结果。

关键词 专家系统; 遥感; 森林分类; 信息综合

LANDSAT卫星发射以来,来自MSS和TM传感器的遥感数字图像,在包括林业在内的各个领域得到了广泛的应用。随着新型传感器的出现,图像的空间、时间分辨率日益提高,数据量急剧增加,各个应用领域对图像处理的要求也在不断提高。目前图像数据的分析处理技术已远远跟不上数据获取技术的发展进程。研究新的方法,提高图像分析水平,更显得势在必行了。

就图像分类领域而言,传统方法着重于对图像数据本身进行处理的方法研究,但如何有效地在分类过程中利用各种辅助数据的问题,虽然有人做过一定的研究工作^[1-3],却一直未能得到完善的解决。这也是造成多年来图像分类技术没有取得重大进展的原因之一。

森林和其他自然地物在分布空间上交错混杂,时间上演替变化等特点,造成了森林遥感图像特有的复杂性。以往仅就图像数据本身进行分类的技术,常作为一种辅助手段在森林图像目视解译的实际工作中得到应用。但是这种计算机分类方法与人类判读员的目视解译相比,还存在明显的缺陷。例如:判读员在判读过程中常常利用以下辅助信息:①背景知识与经验,其中包括关于被分类地区各树种的分布规律、森林演替的知识和经验等;②辅助数据,如被分类地区的地形图、土壤图、原有森林分布图等地图数据。这些辅助数据及经验虽然可能不精确,不完整,但它们都对被分类地区的情况作了一定程度的描述,只要适当地运用,无疑都会对图像分类工作有所帮助。但在原有的计算机分类技术中都没能有效地利用这些辅助信息,造成不得不依赖于判读员的局面。所以,如何在计算机图像分类的过程中有效地利

本文于1989年3月8日收到。

• 本文根据作者的硕士论文改写,指导老师为侯治涛、徐冠华先生。

用辅助数据,其中包括专家的经验 and 知识,已成为图像处理领域中一个亟待解决的问题。

专家系统,是人工智能学科的一个分支,在不长的时期内成长起来,引起了各个领域内应用专家的注目。作为一种信息提取技术,专家系统可以帮助我们根据人类专家的经验 and 知识,从众多的辅助数据中提取有用的信息,将其综合到计算机分类的过程中去,使计算机分类方法具有人类判读员的特点,从而在一定程度上代替判读员的工作,达到提高精度、提高效率的目的。

本文将描述和讨论一个小型森林和土地利用状况遥感图像分类专家系统的建立及应用过程和初步结果。

一、专家系统的设计和说明

简单地说,专家系统是一种特定的软件设计方法,是一个模仿人类专家技能的计算机系统。这种系统通过运用逻辑推理规则从已知的信息中推出结论^[4]。一般认为,专家系统包含三个主要部分:知识库、推理模块和界面。其中,知识库用于储存专家经验及推理规则等;推理部分是完成信息提取及综合推理的部分;界面则是指系统和周围环境(包括使用者、其他程序等)相互沟通联接的部分。

在本文的工作中,专家系统并不用于直接取代原有的方法,而是作为一个新的组成部分,对辅助数据进行处理,提取有关信息,对图像各像元的归属提供参考结论,并完成图像数据和辅助数据二信息源之间的平衡、综合工作,达到提高分类精度的目的。在分类过程中仍采用逐个像元(pixel by pixel)分析法。下面分步介绍本系统的各个组成部分及总体设计情况。

(一) 知识存储的方法

为了使知识库的内容易于修改和增删,采用了自然语言和关键字的方法来储存知识。对来自林学家、判读员等专家关于当地树种对地形的选择、森林演替等方面的知识,只需稍加编辑整理即可存入库中。其中,采用的自然语言为英文(主要与所用的计算机语言有关),关键字起标识符作用。

例如,在储存关于树种对坡向选择这一方面的知识时,采用了如下格式:

A does not like B slope 等。

其中,A代表某一具体树种,用英文名称写入;B代表某一具体坡向,如阳坡、半阴坡等;A、B和字符串 does not 是关键字。库中规则对语法、词序及非关键字的拼写无严格要求。

另外,根据生态学原理,植物的生长除了与当地的坡向有关外,还与当地的海拔高、坡度、土壤类型等因素有关^[6]。换句话说,即树种对以上这些地理因素有一定的选择性。关于这方面的知识,也用与上述格式类似的格式和方法,存入知识库中。这种知识储存的方法,实际上是一种隐含的产生式规则的表达方法。可将上例规则改写为如下形式:

(if (it is (A)) then (it rarely grows on (B) slope))

(二) 推理过程和信息综合

在分类的目标类别给定之后,一个翻译模块将输入树种的拉丁学名、拼音名等翻译成库中统一的英文名称。然后系统将从知识库中搜索出与目标类别有关的知识。并根据被处理像元对应的地理位置从辅助信源取得当地的各项地理参数、以前的分类结果等信息,这些信息

和从知识库搜索出的专家经验通过一个转换模块, 将专家的知识从定性的描述转换为定量的描述, 从而得到各辅助信源对各目标类别的支持程度, 表示为下面讨论的分配函数的形式。

根据 Shafe 和 Dempster 的信息综合理论^[6], 若已知诸信息源各自对某一命题的支持程度, 就可以求出诸信息源对该命题的总的支持程度。

由该理论可知, 一信息源对一组命题的支持程度可以用一个分配函数来表示。假设信息源 IS 将一个单位的置信度分布在具有直接证据支持的一组命题上。该信源对某个命题的集合的支持程度越大, 则分配给越大的置信度。这种分配函数 m 可表示为:

$$\begin{aligned} m[P_i | P_i \subset \theta] &\rightarrow [0, 1] \\ m(\phi) &= 0 \\ \sum_{P_i \subset \theta} m(P_i) &= u < 1 \end{aligned}$$

其中, P_i 表示一个命题的集合; θ 表示所有核心命题的集合; 所谓核心命题就是这样一组命题: 任何时候都只有其中之一为真, 且任何其他命题都可以由它们的组合来表示。 ϕ 表示空集; u 表示信源的可信度; $1-u$ 的置信度分配给所有的命题。

在本文的工作中, 核心命题是所有的目标类别。根据以上分配函数的定义, 在给定的地理条件下, 可根据专家知识确定各地理因素(如坡向、坡度等), 及对各类别的支持程度。例如, 知识库中存有:“(在本实验区)油松一般生长在阴坡上”的知识, 则在利用坡向这一辅助信息对一个位于阳坡上的像元设置置信度分配函数的时候, 赋予油松类的置信度应小于其他在该地适应于阳坡生长树种的置信度。

根据同一理论, 若两个信息源 IS_1 和 IS_2 对一组命题的分配函数分别为 m_1 和 m_2 , 则此二信源对这组命题的综合支持程度的分配函数为:

$$m(R) = \frac{\sum_{P_i \cap Q_i = R} m_1(P_i) \cdot m_2(Q_i)}{1 - K} \quad (1)$$

$$\text{其中, } K = \sum_{P_i \cap Q_i = \phi} m_1(P_i) \cdot m_2(Q_i)$$

例如, 设:

$$m_1(\langle \text{油松, 杨桦, 山杏} \rangle) = \langle 0.4, 0.2, 0.3 \rangle$$

$$m_2(\langle \text{油松, 杨桦, 山杏} \rangle) = \langle 0.3, 0.2, 0.3 \rangle$$

那么, 二信源的综合函数为:

$$m(\langle \text{油松, 杨桦, 山杏} \rangle) = \langle 0.434, 0.189, 0.340 \rangle$$

用图形表示其意义如图 1。

在上述的推理、搜索和综合的过程中, 因为一般目标类别不是很多, 所构成的搜索空间不大, 所以采用了一种“穷举式”的搜索方法。推理类型属于正向推理。

例如, 有如下推理过程(采用与实际编程类似的格式):

A. 知识库中有以下规则:

a. (如果(五年前某地为(针叶林)或(阔叶林)), 那么(现在该地仍为(针叶林)或(阔叶林)的可能性(较大)))。

b. (如果(油松), 那么(属于针叶林))。

c. (如果(阳坡), 那么(不适于(油松)生长))。

B. 由辅助信息源知:

d. (五年前该地为油松)。

e. (该像元位于阳坡)。

C. 由预分类(见第二节)知:

f. (目前该地为(油松)的可能性(较大))。

那么, 由 a、b 得:

g. (如果(五年前该地为(油松)), 那么(现在该地仍为(油松)的可能性(较大)))。

由 d, g 得:

h. (现在该地为(油松)的可能性(较大))。

由 f, h 得:

i. (现在该地为(油松)的可能性(很大))。

由 c, e 又得:

j. (该地不适合(油松)生长)。

所以, 由 i, j 得:

k. (该地现为(油松)的可能性(大))。

以上推理中所用的“由 x, y 得”, 实际上是由二分配函数用(1)式求得新的分配函数。

由(1)式可知, 信息源综合的先后次序对最后的结果没有影响。所以在给定各信息源的置信度之后, 即可利用各分配函数两两综合得到最后的分配函数, 也即诸信源对各个目标类别的支持程度。像元最后划归到具有最大置信度的一类。在本实验中, 对辅助信源只给了很小的置信度, 而较大的置信度仍赋予预分类的结果。

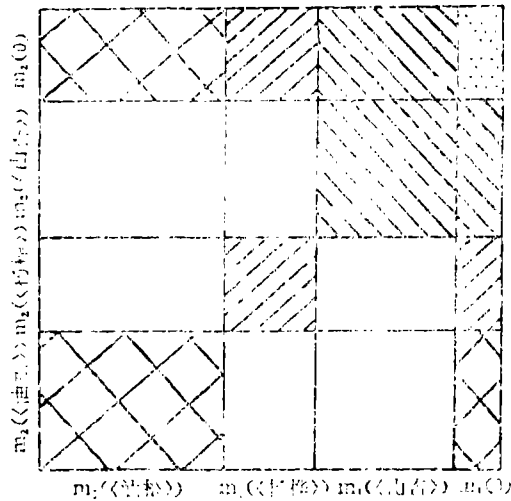


图1 运算示意图

(注: 分别表示在运算中油松、杉木、山杏以及θ得到的置信度分配。□表示(1)式中K的大小)

二、试验与结果

根据上述的理论和设计, 作者在 IBM-PC 微型机上建立了一个用 LISP 语言^[7]写成的小型专家系统。该系统是针对我国北方, 主要是河北省平泉县的具体情况建立的。知识库中存入了具有当地实际经验的林学家、图象判读员等专家关于当地情况的经验和知识。

另有一个用 FORTRAN 语言写成的辅助程序, 用来完成对主信息源——TM 卫星影像数据的预分类、结果汇总、整理等工作。在预分类中, 采用了一种模糊有监分类方法。像元对各目标类别的隶属度用下列公式计算:

$$u_{i,k} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|X_k - V_i\|}{\|X_k - V_j\|} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}$$

其中, $i=1, 2, \dots, c$; c 代表目标类别数; $k=1, 2, \dots, n$; n 为所有被分类的像元数; X_k 为像元各波段光谱值所组成的矢量; V_1, V_2, \dots, V_c 为分类中心的波谱矢量; m 为一可调参数, 用来调节对各像元光谱值间差别的强调程度, 一般取值范围是 $[1.1, 5.0]$ 。所有 $u_{i,k}$ 组成的 $n \times c (2 \leq c \leq n)$ 矩阵构成 n 个元素的一个 c 类模糊划分。

利用本文所建的系统对 820×600 的TM影像中平泉县柳溪乡境内部分进行了实际分类。该乡为山地，位于北纬 $40^{\circ}41'$ 、东经 $116^{\circ}20'$ 附近，海拔 $1\ 000—1\ 700\text{ m}$ 。境内分布着大片油松林和杨桦、柞、山杏等阔叶树种。村镇农田一般分布在河谷地带。在海拔较高、坡度较大处，分布着荒山地、裸岩等。在立地条件较差处，不规则地分布着灌木群。选定分类目标类别包括：油松、杨桦、柞、山杏、荒地、农田、灌木七类。所用辅助数据包括：

① 当地DTM数据：包括高程、坡度和坡向三个参量。② 当地原有森林分布图。

为缩短运算时间，实验中只对该图像中约20%的像元用专家系统进行处理，另外80%的像元因为在预分类中倾向较明显，认为是非疑难像元，用设定阈值的方法，直接分入某一类。

表 1 专家系统与常规方法分类结果的比较

| | 专家系统 | 常规方法 |
|------------|------|------|
| 分对数(约) | 170 | 120 |
| 分对率(%) (约) | 66 | 46 |

对分类结果进行抽样，与航片目视判读的结果对照检验。约260个被抽中的像元经专家系统处理的分类结果与仅用原有常规方法的分类结果对比如表1。

其中，常规方法分错而专家系统方法分对的像元约有110个，约占抽样像元总数的41%。

常规方法分对而专家系统方法分错的像元约60个，约占抽样像元总数的25%。

由此可见，经专家系统处理的这一部分像元的分对率较仅用常规方法的分对率提高约15%。

当然，用以上方法得到的检验数据只能说明一定程度上的问题。表中的数据也许是非典型的。

三、总 结

上述工作是专家系统技术在森林及土地利用状况的遥感图像分类中的初步应用和结果。由于在研制该系统的过程中没有利用任何辅助工具，如专家系统的框架(Frame)等，所以效率不是很高。但是作为初步的试验，以上结果已显示了这一应用的可能性和潜力，为今后的工作提供了有益的经验。

同时也可以看出，完善本系统的下一步工作，应主要集中在以下方面：

1. 完善专家系统自身的设计与构造，保证充分发挥各种辅助信息的作用。其中信息综合及推理部分仍是关键。例如，怎样更好地将用自然语言表示的专家经验和知识综合到推理过程中去就是一个突出的问题。

2. 加强所谓知识工程方面的工作，即加强对实际经验及知识的总结整理、编辑工作，并以更好的形式和方法存入系统，使知识库中的知识更客观、更准确地反映实际情况，提高辅助数据的应用效益。

总之，智能化是计算机图像处理的一个新兴领域，也是今后发展的一个重要方向。这一技术本身的发展及其在各个领域(包括林业领域)中应用的前景都未可限量。在这一方面还有很多有价值的工作要做。

参 考 文 献

- [1] Strahler, A. H., 1981, Stratification of natural vegetation for forest and rangeland inventory using Landsat digital image and collateral data, *International Journal of Remote Sensing*, 1(2), 15—41.
- [2] Hutchinson, C. F., 1982, Techniques for combining Landsat and ancillary data for digital classification improvement, *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 48, 123—130.
- [3] Richard, J. A. et al., 1982, A means for utilizing ancillary information in multispectral classification, *Remote Sensing of Environment*, 12: 463—477.
- [4] Simons, G. L., 1985, *Expert System and Micros*, NCC Publications, England.
- [5] 侯学煜, 1956, 植物生态地理学的内容任务概念和方法, 科学出版社。
- [6] Shafer, G., 1979, *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press.
- [7] 温斯顿, P. H. et al., 1981 (黄昌宁等译, 1982), *LISP 语言设计*, 清华大学出版社。

AN EXPERT SYSTEM FOR FOREST AND LANDUSE CLASSIFICATION OF REMOTELY SENSED IMAGES

Zhou Weiyang

(*The Research Institute of Forest Resource Information Technique CAF*)

Abstract In the field of forestry, computer image processing has long been used as a subsidiary means to support human interpretation, instead of as a means to process the images independently. One of the reasons is that the conventional methods of computer classification lack the abilities of making effective use of ancillary data and human knowledge during the processing.

A PC-based experimental expert system for forest and landuse classification of remotely sensed images is built to remedy this shortcoming. This paper describes the overall architecture, knowledge base and evidential reasoning strategy of the system. The explanation of a new method of pre-processing of digital images is also included.

The system was tested with a TM image on a mountain area in North China. Both the results from the system and a conventional method were checked by human interpretation and the comparison is reported.

Key words expert system; remot sensing; forest classification; information integration