

文章编号: 1007-4619 (2001) 06-434-08

# 土壤遥感分类识别推理决策器的设计

付 炜

(燕山大学信息学院 通信与电子工程系, 秦皇岛 066004 新疆大学电子信息科学系, 乌鲁木齐 830046)

**摘 要:** 介绍了干旱区土壤遥感分类识别推理决策器的设计原理与实现方法。在用 TM 遥感图像对土壤类型进行非监督分类的基础上, 建立了正向推理与逆向推理相结合的推理机制, 对土壤类型进行分类识别决策。用知识表示的产生式规则与框架式规则相结合的数据结构表示土壤学专家的土壤分类识别知识。用像结构模式建立了土壤分类识别的规则, 构造了土壤分类判决树, 并用典型像例模式进行了各类型土壤判据文件的组织。用该方法对新疆天山北麓阜康试验区的土壤分类识别进行了试验研究。结果表明, 该方法分类精度可靠, 为干旱区土壤分类识别开辟了一条新的途径。

**关键词:** 土壤遥感; 分类识别; 推理判决

中图分类号: TP79 文献标识码: A

## 1 引 言

土壤遥感分类识别推理决策器 (Classification and Recognition Inference Decider for Soil Remote Sensing, CRID) 是构造土壤遥感分类识别专家系统 (Classification and Recognition Expert System for Soil Remote Sensing, CRES) 的核心部分, 它直接影响到系统的性能和质量的优劣。因此, 如何构造分类推理决策算法, 如何组织土壤学专家的分类识别规则及其相关知识, 以及有效地用计算机语言表示这些规则与知识, 就成为设计土壤分类决策器乃至专家系统的关键问题<sup>[1]</sup>。本文以人工智能与专家系统的基本原理为基础, 结合新疆天山北麓阜康试验区土壤分类识别的特点, 介绍了 CRES 的土壤遥感分类识别推理决策器的设计原理与实现方法, 讨论了领域专家知识的获取与表示形式, 以及土壤分类识别的推理判决规则和推理算法。

## 2 土壤分类识别的专家知识及其影响因素

土壤遥感分类识别的专家知识及其影响因素如

表 1 所列。表 1 中 BAND2 为 TM2 波段图像亮度值; BAND4 为 TM4 波段图像亮度值; GRI 为绿色指数值, 下同。由表 1 可见, 影响土壤类别的主要因素为海拔高度、植被类型、地貌类型、成土母质、地下水位、地下水矿化度、BAND2、BAND4、GRI 等。

## 3 土壤分类识别推理决策器的设计原理

### 3.1 土壤分类识别的非监督预分类

在通常的分类专家系统中, 分类与推理决策是同时进行的, 原始数据经过一次推理即可得出分类结果。而在 CRES 中由于原始数据是以图形/图像方式表述的, 其数据量巨大。试验区范围内一幅图就包含有  $2000 \times 2000$  个像元, 每次处理时需 TM9 个不同波段的数据参与运算, 其数据量高达  $2000 \times 2000 \times 9 = 3.6 \times 10^7$ 。如果多幅图同时参与运算, 则数据量是惊人的。而为了保证分类精度, 又不允许用抽样或采点的方法减少数据量。因此, 为减少运算量并保证分类精度, 本试验先对原始数据进行一次纯数字的非监督分类, 然后再利用土壤学专家的分类知识进行土壤分类的推理决策。这样既可保证分类精度又能使系统的推理决策运算量减少。根据

收稿日期: 2000-06-26; 修订日期: 2001-01-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目, 乌鲁木齐河流域土地资源动态监测信息系统研究(批准号: 6962001)。

作者简介: 付炜(1949—), 男, 山东青岛人。燕山大学信息学院通信与电子工程系教授, 博士研究生导师, 新疆大学电子信息科学系兼职教授。1992年6月毕业于北京大学遥感与地理信息系统应用研究所, 获理学博士学位。主要从事遥感、资源环境信息系统与计算机信息处理的科研与数学工作。发表科研论文 80 余篇, 出版科研专著一部。

表 1 土壤遥感分类识别的专家知识及其影响因素

Table 1 The expert knowledge of classification and recognition for soil remote sensing and effect factors

类型号	土壤类型	海拔高程/m	植被覆盖盖类型	地貌类型	成土母质	坡度/(°)	地下水深度/m	地下水矿化度/g·L <sup>-1</sup>	TM2 波段亮度值/BAND2	TM4 波段亮度值/BAND4	绿色指数值/GRI
平 原 试 验 区											
1	固定风沙土	540	琵琶柴	沙地	风积物	<3	5-8	>3	40-46	50-60	4-6
2	半固定风沙土	480	假木贼	沙丘	风积物	2-4	4-6	>4	30-40	40-50	6-10
3	潮土	500	农作物	冲积平原	冲积物	1-3	2-4	>3	34-38	60-64	250
4	普通灰漠土	510	荒漠植被	冲积扇	黄土	4-8	5-6	<3	40-46	62-68	2-6
5	盐化灰漠土	500	荒漠植被	冲积平原	黄土	6-10	3-5	3-6	42-48	64-70	1-4
6	灌耕灰漠土	580	农作物	洪积平原	冲积物	0-4	2-4	1-4	30-36	60-64	120
7	普通草甸土	600	禾本科草	黄土沟壑	冲积物	4-8	2-4	1-2	30-38	60-68	126
8	盐化草甸土	560	禾本科草	冲积平原	冲积物	3-6	1-4	1-3	32-42	62-70	130
9	灌耕草甸土	540	农作物	冲积平原	冲积物	1-3	2-3	1-2	34-38	64-72	128
10	普通盐土	520	红柳	冲积平原	冲积物	2-4	3-5	3-4	50-54	60-64	6-10
11	草甸盐土	590	盐梭梭	冲积平原	冲积物	1-2	2-5	5-8	54-58	64-68	6-12
12	灰棕漠土	640	荒漠植被	洪积扇	洪积物	8-12	6-10	2-6	52-56	62-66	2-4
山 地 试 验 区											
1	高山草甸土	3400	垫状植被	高山	火成岩	40-60	>30	<2	25-32	40-46	20-40
2	亚高山草甸土	3100	苔草	亚高山	火成岩	30-40	>20	<1	20-26	30-40	25-45
3	山地灰褐土	2700	云衫	亚高山	火成岩	10-20	>30	<1	10-18	24-30	22-26
4	山地草原土	2000	禾本科草	亚高山	沉积岩	40-50	>20	<2	20-24	30-40	50-58
5	山地石质土	1500	蒿草	高山	沉积岩	40-60	>20	<1	12-16	16-20	14-20
6	山地棕钙土	1200	荒漠草原	中高山	黄土	20-30	>10	<3	38-42	46-56	6-12
7	山地棕漠土	1000	囊衣草	中山	沉积物	18-24	>20	<2	32-40	42-52	16-24
8	山地灰棕漠土	900	冷蒿	中低山	洪积物	16-20	>20	<2	42-48	54-58	3-6
9	山地灰漠土	800	荒漠植被	低山	黄土	20-30	>20	<2	50-56	60-66	2-10
10	山地草甸土	700	蒿草	低山	冲积物	6-16	6-10	1-3	30-36	64-72	132
11	灌耕草甸土	680	农作物	丘陵	洪积物	10-30	8-12	1-2	24-28	72-80	232
12	山地灌木林土	660	梭梭林	低丘	洪积物	18-30	4-10	1-4	40-46	80-84	20-28

Bayes 最优分类准则, 通过遥感图像的非监督分类, 可使每一类数据的平均损失达到最小, 得到高精度的数据集群结果<sup>[2]</sup>。在 CRES 中, 为提高分类精度, 将与土壤类型相关的非多光谱数据(高程、坡度、土壤母质、地下水深度、地下水矿化度)引入到非监督分类过程中, 因而极大地减少了仅使用多光谱数据进行非监督分类时产生的同物异谱、同谱异物现象对土壤分类的影响, 使得经非监督分类处理后所得的数据群与相应土壤类型的对应精度大为提高。由于经非监督分类所得到的结果仅是一些代表不同土壤类型的  $N$  维( $N$  为参与非监督分类的遥感数据波段数)数据群, 它们对应的土壤类型仍是未知的。为此, 可利用土壤学专家的经验, 根据非监督分类中每一数据集群的参数项(每一数据集群的均值和方差)来确定每一数据集群所代表的土壤类型。对于给定的某一数据群类, 经过统计运算即可得到该数据集群的  $N$  个参数项的均值与方差。即对某一数据集群, 不仅其光谱数据集中在一定的取值范围内, 且其

高程、坡度、土壤母质、地下水深度、地下水矿化度等空间数据也都各集中于一定的取值范围内。而土壤学专家在进行遥感图像的目视解译时也是综合了这些数据并结合土壤分类经验得到最终分类结果。非监督分类得到的土壤分类数据集群与实际土壤类型的对应关系可能是一对一的, 也可能是多对一的, 取决于土壤遥感数据非监督分类时所作的选择<sup>[3]</sup>。

### 3.2 专家知识的获取与表示

#### 3.2.1 专家知识的获取

根据土壤学专家在进行土壤分类时所用到的判断性知识, 将领域专家的土壤分类识别知识归纳整理为一棵各项目间只存在“与”关系的分类决策判断树。判断树的数根是试验区全部土壤类型的集合, 而树叶则是要分类的土壤类型(图 1)。这是一棵每个分枝上都带有条件的条件二叉树。在树的任何一层都可能根据条件的不同而派生出两个以上的分枝, 每一分枝上所附加的是一组条件, 称为条件组,

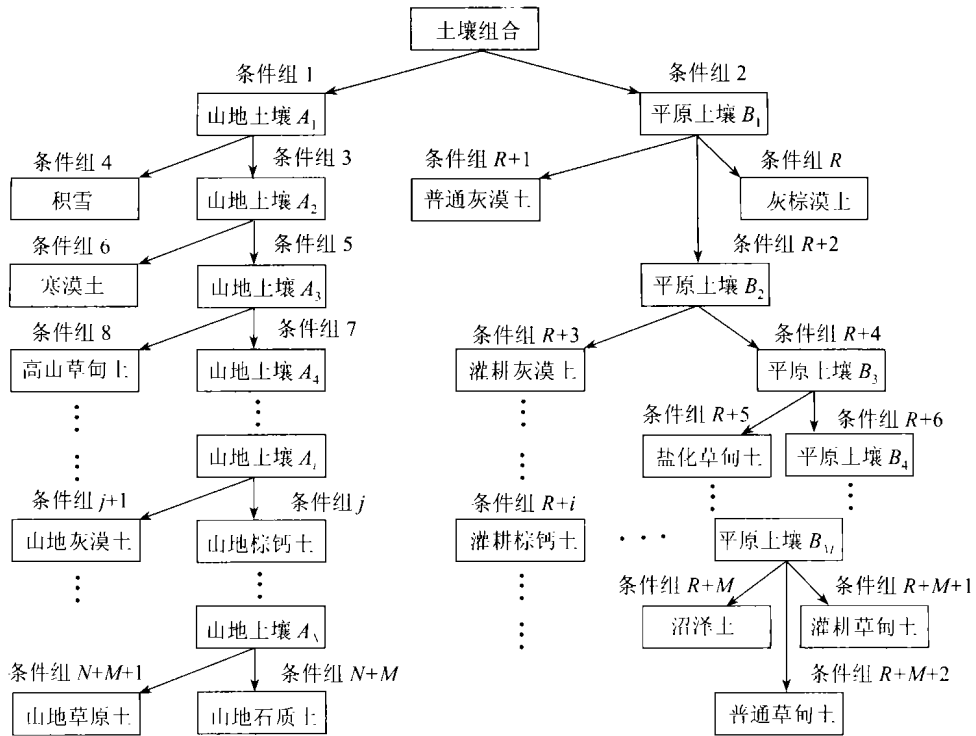


图 1 土壤遥感分类识别专家系统的土壤分类决策判断树

Fig. 1 Soil classification and decision tree of CRES

各条件组的内容各不相同。条件组 1 所包含的条件是地面高程 > 600m、成土母质为沉积岩、火成岩和黄土等条件；条件组 2 所包含的条件是地面高程 3100—3900m、绿色指数 < 2, TM2, TM4 波段图像亮度值分别为 25—35, 35—45 等条件。

### 3.2.2 专家知识的表示

专家系统中的知识表示过程就是知识的符号化过程，即对知识、事实、关系等进行编码，形成一种数据结构，并将该数据结构与解释过程相结合。在 CRES 中，采用框架式数据结构表示领域专家的经验性知识。该结构模拟人脑的思维判断过程，有利于目标驱动的逆向推理过程<sup>[4]</sup>。如果这种数据结构含有空间图像特征信息，则称之为“像结构”，一个像结构就是对一种土壤类型的空间特征描述。在像结构中包含了低层次的产生式规则，而在高层次的产生式规则中又包含了像结构。这种知识表示形式排除

了单纯使用产生式规则的低效率，提高了高层次推理的效率，也避免了产生式推理规则间的一些矛盾，保证了高层次推理的一致性<sup>[5]</sup>。如将某一类土壤的具体属性值赋给像结构时，就可以得到反映该类土壤真实物性的具体像结构实例，称之为“典型像例”。在 CRES 中，每一待判的土壤类型对应于一个像结构，而对某些具有“同土异谱”的土壤类型，则需用多个典型像例描述。例如，山地草原土的像结构为：高程、TM2 波段图像亮度值、TM4 波段图像亮度值、绿色指数值。如天山北麓山地草原土的典型像例如表 2 所列。

再如，灌耕灰漠土的像结构为：地下水深度、地下水矿化度；土壤母质类型、TM2 波段图像亮度值、TM4 波段图像亮度值、绿色指数值。如天山北麓灌耕灰漠土的典型像例如表 3 所列。

表 2 天山北麓山地草原土的典型像例

Table 2 The typical likeness of mountain grassland soil on the northern foot of Tianshan Mountains

土壤类型	高程/m	TM2 波段图像亮度值/BND2	TM4 波段图像亮度值/BND4	绿色指数值/GRI	坡度/(°)	坡向/(°)
山地草原土	1600—2800	20—33	36—63	70—160	0—45	90—270

表 3 天山北麓灌耕灰漠土的典型像例

Table 3 The typical likeness of irrigating and farming podzol soil on the northern foot of Tianshan Mountains

土壤类型	地下水深度	地下水矿化度	土壤母质类型	TM2 波段图像	TM4 波段图像	绿色指数值
	/m	/ $g \cdot L^{-1}$		亮度值/BND2	亮度值/BND4	/GRI
灌耕灰漠土(被农作物覆盖)	> 6	< 1	黄土、冲洪积物或冲积物	28—32	60—80	100—200
灌耕灰漠土(裸露)	> 4	< 2	黄土、冲积物或冲洪积物	42—50	54—62	0—4

### 3.3 规则库的结构设计

由于经过分类的专家知识具有二叉树的数据结构,同时某一特定的土壤类型又由多个不同参数共同决定,且土壤类型不同其参数个数也不尽相同,为此,系统采用一种链表形式的数据结构存储专家的土壤分类知识。在规则库中,将参与分类的  $N$  个不同参数项目分别存放在  $N$  个数据文件中。其中除各土类的相邻关系文件外,其余  $N-1$  个数据文件是同构的,每个文件由  $M$  个记录组成( $M$  为待分类的土壤类型数)。在  $N-1$  个同构的数据文件中,每个记录由 6 个记录项组成。土壤相邻关系数据文件由于其特殊性而与其它数据文件不同构,但它也是由  $M$  个记录组成。每个记录对应于一种土类,每个记录由 8 个记录项构成。如本区山地草原土与灰褐土、亚高山草甸土、山地棕钙土和石质土有相邻关系。为了便于对数据库中的规则进行增添、修改、删除等操作,记录在文件中的存放不是顺序的,而是通过文件指针与记录指针将它们连接在一起,文件指针与记录指针均为零时表示链表结束。图 2 中文件

$N$  为土壤相邻关系文件,  $i$  为土壤类型号。由图 2 可以看出,第  $i$  种土壤类型共有 4 个项目参与分类决策,它们分别存储在文件 1、2、...、 $k$  和  $N-1, N$  中。该土壤类型的 4 个项目的参数值分别记录在 3、6、5 和  $M, P$  中。如山地草原土为第 5 类土壤类型,其判断规则的存储方式如图 3 所示。建立上述  $N$  个数据文件后,试验区的各土壤类型判据文件可连接成不同土壤类型判决识别关系的数据结构。该数据结构即为土壤学专家对土壤类型进行判断分类所用的经验性知识与规则的结合。

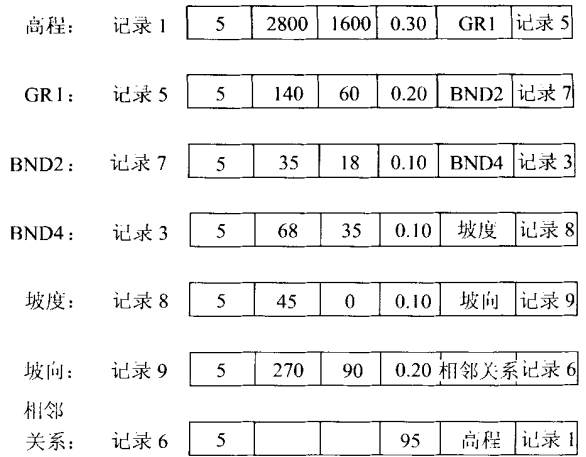


图 3 山地草原土的判断规则存储格式

Fig. 3 The store format of judge rule for prairie soil on hill

## 4 土壤类型的推理识别

### 4.1 试验区自然地理概况

阜康试验区位于新疆中天山北麓,  $N43^{\circ}54' - 44^{\circ}27'$ ,  $E87^{\circ}54' - 88^{\circ}24'$  之间,面积约 2061  $km^2$ 。地势南高北低,并略向西北倾斜。海拔高程从平原的 450 m 到山区的 5445 m,高差达 5000 m,属温带大陆性干旱气候。在上述自然条件下,自山区至平原依次发育高山寒漠土、高山草甸土、亚高山草甸土、山地草原土、灰褐土、山地棕钙土、石质土、灰漠土、灰棕漠土、草甸土、盐土、潮土、风沙土、灌木林土、沼泽

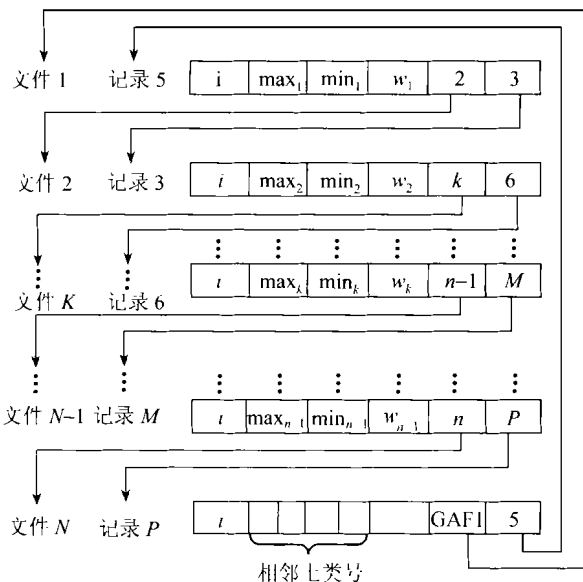


图 2 土壤类型判断规则的存储格式

Fig. 2 The store format of judge rule for soil classification

土等土壤类型。本试验采用《新疆土壤及其利用改良》<sup>[6]</sup>和《中国土壤》<sup>[7]</sup>中所提出的土壤分类系统对试验区的土壤类型进行分类。

## 4.2 土壤类型的非监督分类

如前所述,为减少土壤类型识别的运算量,首先对待分类的土壤类别遥感光谱数据进行非监督分类,并引入高程、坡度、坡向、土壤母质、地下水深度、地下水矿化度等指标作为非监督分类的参数项,从而既减小了数据运算量,又消除了同物异谱和同谱异物现象,提高了分类精度<sup>[8]</sup>。在试验区土壤类型的非监督分类中,分出  $U > M$  个预分类别,并将各类别的各分量数据的均值与方差存储在各类别的参数文件中。该文件是一个  $U \times V \times W$  的三维数据文件,其中  $U$  为预分类类别数; $V$  为参与分类的数据分量数(波段数); $W$  为各类别的参数。在本试验中,土壤类别为 24 类,  $U \geq 24$ ;  $V$  为 9,即 TM2 波段图像、TM4 波段图像、绿色指数图、DEM(数字高程模型)图、数字坡度图、数字坡向图、成土母质图、地下水深度图、地下水矿化度图; $W$  为 2,即均值与方差。此外,还产生一个非监督分类的类别邻域关系数据文件。

## 4.3 土壤类型分类识别的推理判决

### 4.3.1 推理判决的文件组织

土壤类型分类识别的推理判决过程是将每一待分类类别的各数据分量的均值、方差及分类类别的邻域关系文件数据与规则库中的土壤类型的判据进行对比,若两者的均值、方差及邻域关系都一致,则待判分类类别即为判据所对应的土壤类型,否则拒判,其具体判别过程如图 4 所示。

### 4.3.2 土壤类型的推理判决

土壤类型的推理判决开始时,首先从 CRES 的综合数据库中提取所有待判的土壤数据集群(非监督分类的结果),送到推理判决器中,按高程与坡度参数将其分为山地土壤数据集群子集与平原土壤数据集群子集,并对山地土壤数据集群子集按高程参数、平原土壤数据集群子集按地下水深度参数分别进行逆序排序,然后按排序结果由先到后逐个送入推理判决器中,进行目标驱动的逆向推理判决<sup>[9]</sup>。对于山地土壤子集的数据集群,先从规则库中找出相应的高程数据项,然后按相应链表的指针由高程数据项开始对该典型例中的各数据分量按低层次产生式规则逐一进行匹配,查找该数据集群中各数

据分量的均值与方差。如果某一数据分量的均值与方差满足某一土壤类型的对应条件,则将此项目的权重加入到此土壤的类别权重和之中;若不满足,则此项目的权重为零<sup>[10]</sup>。对各数据分量匹配之后,便得到该数据集群对应于各土壤类型的权重总和表。此表中最大权重值所对应的土壤类型即为该数据集群所代表的土壤类型。若权重值存在两个相同的最大值,系统将以人机交互的方式将数据分量统计结果及可能归属的两种土壤类型提交给用户,由用户确定其所代表的土壤类型。对于平原土壤数据集群子集中的某一数据集,首先在规则库中搜索相应的地下水深度分量数据项,以后的推理判决步骤及原则与山地土壤类型的判决过程相同。由 CRES 土壤分类识别推理决策器所识别的土壤类型及其光谱特征和相应的成土条件如表 4 所列。

## 5 结 语

由于异土同谱、植被覆盖度的变化、土壤含水量的变化、坡地阴影等因素的干扰,使得上述各种土壤在常规土壤遥感识别分类中经常发生混淆。相互之间易发生混淆的土壤类型如下:

- (1) 高山寒漠土、石质土、灰棕漠土、灌耕灰漠土(裸露地)、盐化灌耕草甸土(裸露地)、灌耕草甸土(裸露地)、潮土(裸露地);
- (2) 山地淡棕钙土、盐化灰漠土、普通灰漠土;
- (3) 灌耕灰漠土(农地)、盐化灌耕草甸土(农地)、灌耕草甸土(农地)、潮土(农地);
- (4) 亚高山草甸土、草甸土、盐化草甸土;
- (5) 灰褐土、高山草甸土(阴坡)、亚高山草甸土(阴坡)、山地草原土(阴坡)、山地普通棕钙土(阴坡)、山地淡棕钙土(阴坡)。

由于试验区土壤存在同土异谱和异土同谱问题,即使对其图像亮度值的分类精度很高,但所对应的土壤分类精度却不一定高。在 CRID 中,虽然加入了非遥感数据,但未证明这些遥感和非遥感数据集群的空间分布与土壤类型的空间分布是完全一致的,加之土壤分类识别专家知识的区域局限性,使常规的土壤遥感分类识别的精度难以提高。此外,由于受传感器空间分辨率的限制,本试验区内除大面积的水体、沙漠、裸土及稠密森林和草地外,在其它植被覆盖度  $< 100\%$  的区域,每个遥感图像像元所记录的地物影像都是植物与土壤的混合光谱信息。这样,即使土壤类型和植被类型都不发生变化,而仅植

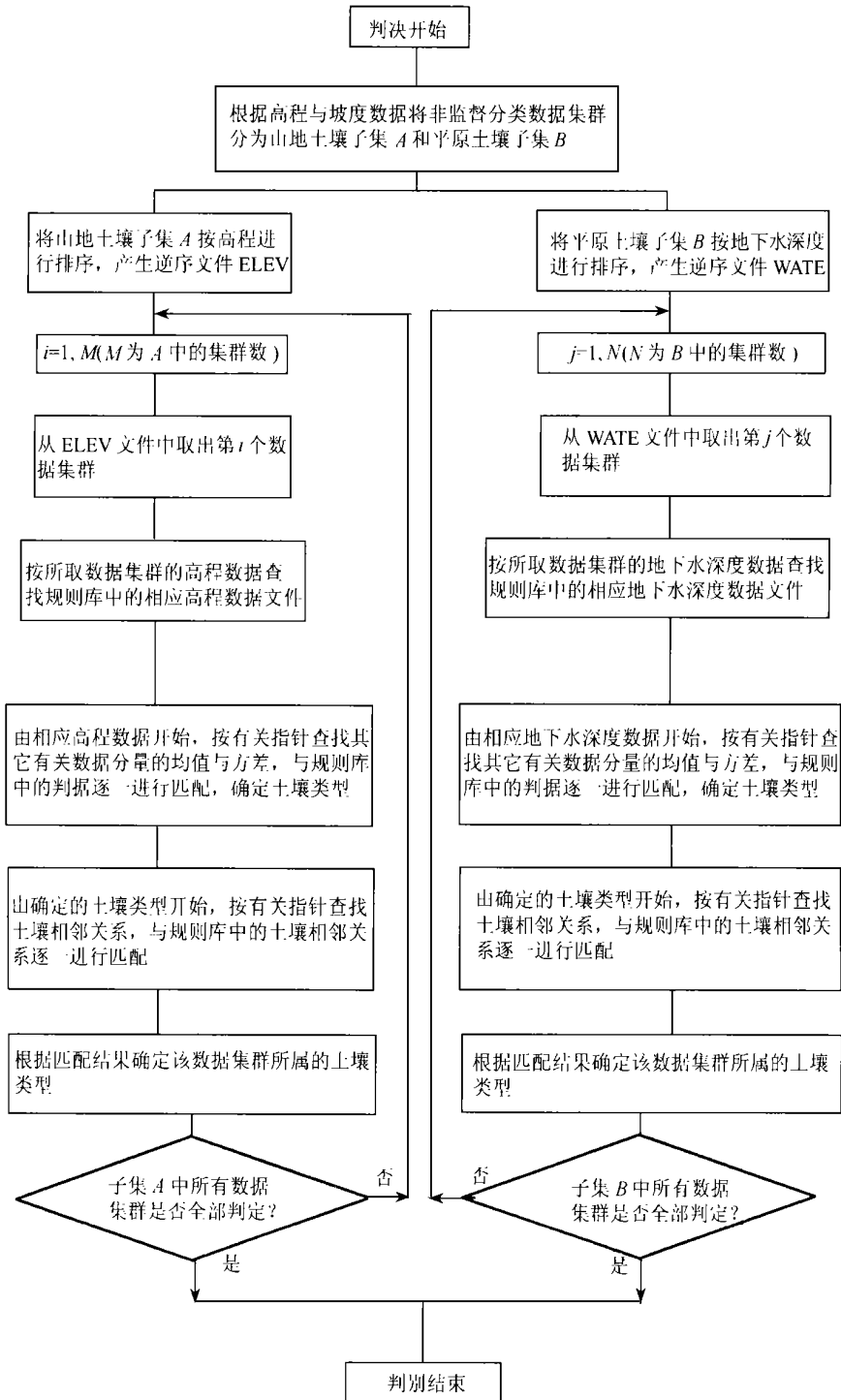


图 4 分类推理决策器的判别过程

Fig. 4 The identification process of classification inference decider

表 4 土壤分类识别推理决策器识别的土壤类型及其光谱和成土条件特征值

Table 4 The future values of spectra and soil formation conditions of soil classifications distinguished by the CRID

类型号	土壤类型	高程 /m	坡度 /(°)	坡向 /(°)	成土母质	地下水位 /m	地下水矿 化度/ $g \cdot L^{-1}$	TM2 波段亮 度值/BND2	TM4 波段亮 度值/BND4	绿色指数
平 原 试 验 区										
1	固定风沙土	546	3	268	风积物	5—8	> 3	43	56	4
2	半固定风沙土	487	1	264	风积物	4—6	> 4	36	47	8
3	典型盐土	547	2	238	冲积物	2—5	> 5	54	65	5
4	草甸盐土	594	3	294	冲积物	4—6	> 2	36	86	124
5	盐化草甸土	528	2	327	冲积物	3—5	1—3	34	48	46
6	盐化灌耕草甸土	534	3	258	冲积物	3—4	> 3	36	75	112
7	灌耕灰漠土	634	6	14	冲积物	6—8	1—4	34	64	124
8	盐化灰漠土	556	4	304	冲积物	4—6	1—3	41	62	40
9	灰漠土	512	10	315	黄土	> 10	< 1	47	64	8
10	灰棕漠土	643	12	28	洪积物	6—10	1—5	52	63	2
11	棕漠土	648	7	365	洪积物	6—10	1—3	51	64	2
12	棕钙土	823	2	34	沉积岩	> 10	< 2	60	75	4
山 地 试 验 区										
1	山地灰漠土	645	18	2	黄土	> 20	< 2	53	62	1
2	山地灰棕漠土	663	22	345	洪积物	> 20	< 2	47	56	3
3	山地棕钙土	231	28	347	黄土	> 20	< 3	39	49	8
4	山地棕漠土	931	37	238	洪积物	> 20	< 2	35	46	21
5	山地草原土	1678	50	323	沉积岩	> 30	< 1	23	39	56
6	山地灰褐土	2056	65	339	火成岩	> 30	< 1	15	28	24
7	高山草甸土	2998	62	15	火成岩	> 20	< 2	20	26	46
8	山地寒漠土	3212	64	24	火成岩	> 30	< 1	41	46	5
9	山地石质土	1422	52	36	沉积岩	> 20	< 1	16	18	15
10	山地草茵土	674	8	6	冲积物	6—10	1—3	32	65	132
11	灌耕草甸土	798	16	345	洪积物	6—10	1—2	26	78	232
12	山地灌木林土	684	24	245	洪积物	4—8	1—4	42	84	26

被覆盖度不同, 遥感图像上各像元的亮度值也各不相同。直接用这些遥感数据来进行土壤分类, 势必将同一种土壤分成几种不同的类型。以上所述即为土壤遥感分类识别专家知识的区域局限性及对本系统应用区域的影响。

综上所述, 本试验所设计的土壤遥感分类识别推理决策器具有基本的土壤学专家判别土壤类型的推理判决能力。用该推理决策器对天山北麓阜康试验区的土壤类型进行分类识别, 提高了土壤类型的识别精度, 减少了土壤学专家人为因素的影响。由于 CRID 所采用的专家知识是多个土壤学专家知识的精华集合, 因此系统对土壤类型分类的结果是准确可靠的。分类识别精度由原来仅用遥感光谱信息进行分类时的 60%—70% 提高到 85% 以上, 达到了土壤类型制图精度的要求, 且土壤类型识别效率也大大提高。但由于土壤学专家所提供的土壤类型识别规则不可能十分精确, 加之某些特殊土壤类型(如耕地灌淤土)的遥感光谱特性和成土条件十分复杂,

目前土壤学专家尚不能仅根据遥感图像特征和成土条件加以识别, 因此该判别推理决策器还需要改进。此外, 对于土壤学专家对某些土壤类型识别的不精确推理规则, 以及土壤类型识别的不精确知识表示, 还有待进一步的研究。

### 参 考 文 献 (References)

- [1] Fu Jing sun, et al. Artificial intelligence and its application [M]. Beijing: press of Qinghua university, 1987, 46—50. [傅京孙等. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1987, 46—50.]
- [2] Guo De fang. Computer image processing of remote sensing and pattern recognition [M]. Beijing: Press of electronic industry, 1987, 80—85. [郭德方. 遥感图像的计算机处理和模式识别[M]. 北京: 电子工业出版社, 1987, 80—85.]
- [3] He Xin gui. Knowledge processing and expert system [M]. Beijing: Press of national defense industry, 1990, 52—56. [何新贵. 知识处理与专家系统[M]. 北京: 国防工业出版社, 1990, 52—56.]
- [4] Zhao Rui qing, et al. Knowledge expression and inference [M]. Beijing: Press of meteorology, 1991, 62—64. [赵瑞清等. 知识表

- 示与推理[M]. 北京: 气象出版社, 1991, 62—64.]
- [5] Fu Wei. The expression of knowledge and organization of knowledge base in geographical expert system [J]. *Journal of Applied Sciences*, 1997, 15(4): 482—489. [付炜. 地理专家系统的知识表示与知识库组织[J]. 应用科学学报, 1997, 15(4): 482—489.]
- [6] Xinjiang Institute of Biology, Pedology and Desert Research, Academic Sinica. Xinjiang soil and its utilization and improvement [M]. Urumqi: Press of Xinjiang people, 1997, 24—30. [中国科学院新疆生态与地理所. 新疆土壤及其利用改良[M]. 乌鲁木齐: 新疆人民出版社, 1979, 24—30.]
- [7] Xiong Yi, Li Qing-kui. Soil of China [M]. Beijing: Science Press, 1987, 23—29. [熊毅, 李庆逵. 中国土壤[M]. 北京: 科学出版社, 1987, 23—29.]
- [8] Philip H. Swainin, Remote Sensing: The Quantitative Approach, Mc. Graw-hill, 1987, 163—177.
- [9] Zhang Li jian, et al. The design and realization of classification reasoning decider in expert system for automatic interpreting and mapping of soil remote sensing [J]. *Arid Land Geography*, 1993, 16(1): 55—65. [张立坚等. 土壤遥感自动识别分类与制图专家系统中分类推理决策器的设计原理及其应用[J]. 干旱区地理, 1993, 16(1): 55—65.]
- [10] Fe Wei. A test research on water and soil conservation expert system in boss regions [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 1995, 15(1): 71—79. [付炜. 黄土地区水土保持专家系统试验研究[J]. 地理科学, 1995, 15(1): 71—79.]

## Design of Classification and Recognition Inference Decider for Soil Remote Sensing

FU Wei

(Department of Communication & Electronic Engineering of Information Institute, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

Department of Electronic & Information Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

**Abstract:** This paper presents design principle and realizable approach of Classification and Recognition Inference Decider for Soil Remote Sensing (CRID) in arid land. On the basis of non-supervising classification for soils with TM images, the author discusses the reasoning mechanism by combining the direct inference combined with inverse reasoning for soil classification and recognition decision. The author also expresses soil classification and recognition knowledge of expert in soil science using data structure of producing rule linked with frame rule for knowledge expression in the CRID. Furthermore, the author make up the rules of soil classification and recognition with image structural model, and builds decision tree of soil classification in the CRID, and organizes files of decision for soil classifications with typical image case model. With these methods, the author carries out a test research on classification and distinguishing for soil in test region of Fukang County, situated on the northern foot of the Tianshan Mountains, Xinjiang Province. And the test result shows that the approach mentioned above has a high reliable precision, and it reclaims a new way for classification and recognition of soil in arid land.

**Key words:** soil remote sensing; classification and recognition; inference decision