

文章编号: 1007-4619 (2004)03-0246-08

利用案例推理(CBR)方法对雷达图像进行 土地利用分类

黎 夏^{1,3}, 叶嘉安², 廖其芳³

(1. 中山大学 地理科学与规划学院, 广州 510275; 2. 香港大学 城市规划及环境管理研究中心, 香港;
3. 广州地理研究所, 广州 510070)

摘 要: 提出了基于案例推理(CBR)的遥感分类的新方法。基于规则的专家系统被用来提高遥感分类的效率。但所涉及的规则可能多达上百或上千条, 有的问题根本无法用规则来表达。CBR只是根据以往的案例进行推理, 克服了基于规则的推理方法的不足, 可以用来解决一些复杂的资源环境问题。利用 CBR 和模糊数学结合, 并通过分层随机采样来控制案例在空间上的分布, 以反映复杂环境所造成的光谱变化, 由此解决遥感分类中的“同物异谱”现象。实验表明, 所建立的案例库可以被重复多次使用, 分类的效果比监督分类和非监督分类要好。

关键词: 案例; CBR; 遥感分类; SAR; 土地利用
中图分类号: TP79/F301.24 **文献标识码:** A

1 引 言

学者们提出了不少新方法来提高遥感分类的精度^[1]。这些方法往往假设使用者对研究区域有很好的了解, 能够选取合适的训练区、分类算法和阈值。由于自然现象的复杂性, 这些假设在实际应用中往往遇到一定问题。常用的监督分类方法十分依赖于使用者的技能, 训练的过程比较费时, 而且所使用的一些参数不能再次使用。专家或知识系统(KBS)被认为是改善传统遥感分类方法的一种有效途径。最大的优点是当系统建立后, 可以自动进行分类, 无需人为参与, 从而减少工作量, 提供较为客观的分类结果。例如 Huang 和 Jensen 采用基于规则的专家系统, 对 SPOT 和 GIS 数据进行遥感分类, 以获取美国南卡罗莱纳州的萨凡纳河湿地的情况^[2]。

基于规则分类方法往往需要定义许多规则才能反映复杂的自然环境。例如, McAvoy 和 Krakowski 利用多达 100 条规则对 SAR 图像上的浮冰年龄进行分类^[3]。定义这么多的规则很困难和费时^[4]。而且, 基于规则的专家分类系统很难处理有变化和模糊情形的分类现象。该方法假设问题的解决过程符

合某些经验法则。典型的规则是以 IF-THEN 结构来表达的, 人们需要知道如何解决问题的具体知识。

近年来不少学者提出了案例推理(case-based reasoning, 简称 CBR)的方法来克服规则获取的困难, 取得了成效。CBR 是专家系统的一种类型, 它是参考过去解决问题的经验(主要是通过案例)来解决新问题。人们日常的推理也主要是基于案例推理的方法。CBR 目前已经被广泛应用于工程、医药和一般的商业等领域^[4]。CBR 方法可以有效地处理获取知识所碰到的模糊性和不确定性问题, 有很高的应用价值。它特别适合于那些专业知识难以被概括、抽象和表达的领域。

最近, 国际上有些学者开始将 CBR 方法应用对环境、城市规划和地理学中。研究表明, CBR 方法可以有效地用来解决许多与空间有关的难题, 包括突变现象。Branting 和 Hastings 利用 CBR 方法来对环境问题进行了研究^[5]。Holt 和 Benwell 尝试利用 CBR 方法对土壤进行分类^[6]。Lekkas 等人提出根据 CBR 方法来预测空气污染水平的模型^[7]。研究表明, CBR 方法也可以作为城市规划和管理的一种有用工具^[8]。国内近年来也开始进行 CBR 在空间分析方面的研究, 明确地提出了地理案例的概念, 讨论

收稿日期: 2003-01-21; 修订日期: 2003-04-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(批准号 40071060)

作者简介: 黎夏(1962—), 男, 中山大学特聘教授、广州地理研究所研究员。1986年于北京大学获硕士学位、1996年于香港大学获博士学位。从事遥感与GIS研究, 在国内外刊物上发表70多篇学术论文。

了 CBR 的表达模型和推理模型^[9]。

将案例方法引进遥感分类, 将能克服基于规则分类方法的不足。可惜, 目前还没有将 CBR 引进遥感分类的研究报道。开展这方面的研究, 将具有一定的学术研究价值和应用意义。

2 利用 CBR 方法对 SAR 遥感图像进行分类

CBR 方法特别适合于解决遥感分类中常碰到的‘同物异谱’现象。由于地理环境的复杂性, 会造成某类现象或事物随空间位置不同而变化的特征。由于这些影响变化的因素往往十分复杂, 无法用经验公式或规则来表达。把这些与地理环境相关的现象

或事物当成一个个不连续的地理案例, 建立用于推理的地理案例库, 可以有效地解决自然界一些复杂问题, 包括遥感分类。

研究表明, 专家系统特别适合于 SAR 遥感图像的分类。这是由于主动式的雷达卫星能消除传感器和大气不稳定性的影响, 具有较稳定的光谱特性。例如, ERS-1 SAR 传感器信号随时间的漂移可以控制在 $\pm 0.4\text{dB}$ 内^[10]。SAR 信号的稳定性保证了不同时间收集到的知识可以重复使用, 这是专家系统所必需的条件。Pierce 等人发现同一规则可以重复使用于不同时间的 SAR 图像的分类^[11]。

本文将以卫星 SAR 遥感图像为例, 探讨基于 CBR 技术的遥感分类方法。图 1 显示了 CBR 遥感分类的过程, 其具体步骤描述如下:

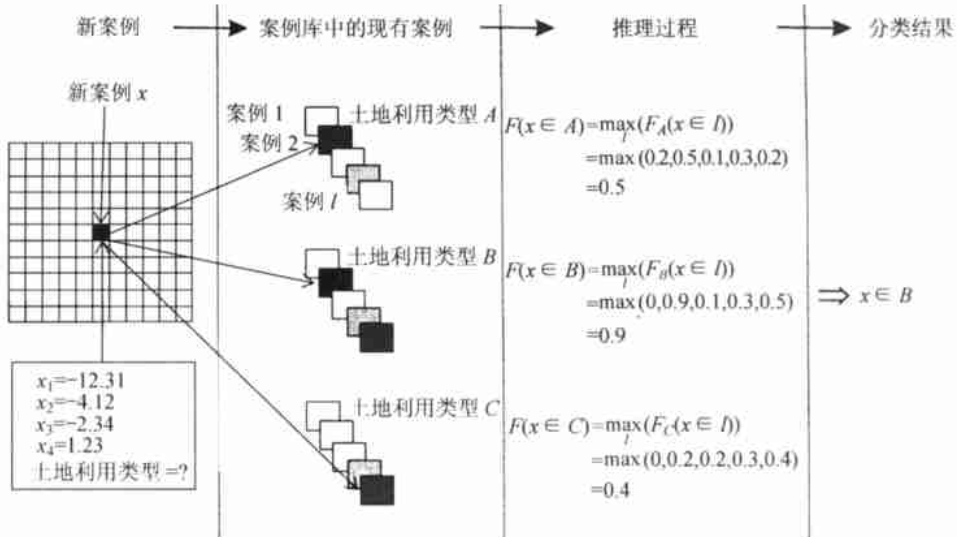


图 1 基于 CBR 的遥感分类方法

Fig. 1 Classification of remote sensing data based on the CBR method

2.1 建立案例库

第一步是建立案例库。可以结合土地利用图、野外 GPS 采样和航空像片来建立案例库。每个案例包含了一系列属性数据, 如光谱特征和 GIS 数据。纹理结构信息也可以包含在案例中。在案例库中, 每个案例是由两部分组成: 问题的描述(例如, 遥感的光谱数据)和问题的解决(遥感分类)。一个案例可以表达如下:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N; C_k) \quad (1)$$

这里 x_n 为该案例(像元)的光谱或纹理结构信息的第 n 个特征, C_k 为该案例的土地利用类型。

2.2 模糊集及案例的表达

对于一个新案例, 给出了它的特征(光谱或纹理信息), 就可以推断其土地利用类型。其推理过程是根据相似性来进行的。当一个新案例与案例库中某个现有案例都具有全部相同的特征时, 这两个案例应该具有相同的土地利用类型。由于往往很难找到完全相同的案例, 利用模糊数学的方法可以更准确地表达这种不确切的推理。常规的布尔(Boolean)方法只能用来表达有确切边界的问题。研究表明, 许多环境资源问题都有一定的不确定性^[12]。利用布尔的分类方法所得到的结果并不理想。通过模糊方法来进行分类则具有更高的分类精度, 可以减少各

种误差在分类过程的传递。

将模糊集引进案例的表达中, 式(1)修改为:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N; F(x \in C_1), F(x \in C_1), \dots, F(x \in C_M)) \quad (2)$$

这里 $F(x \in C_m)$ 为案例(像元) x 属于土地类型 C_m 的隶属度。

2.3 计算相似度

有多种计算案例之间相似度的方法, 其中最常用的方法是 k 最近邻算法(k -NN)^[13]。新案例 x 与案例库中现有案例 l 的相似度可以由下面公式计算:

$$\text{sim}(l, x) = \exp\left[-\sum_{k=1}^N \left(\frac{SA_{kl} |l_k - x_k|}{ED_k}\right)^2\right] \quad (3)$$

这里 SA_{kl} 是案例 l 的 k 特征的重要性(权重), x_k 是新案例 x 的 k 特征, l_k 是现有案例 l 的 k 特征, ED_k 为案例库中所有案例的 k 特征的标准偏差。

2.4 案例匹配及推理

CBR 遥感分类就是通过匹配运算来在案例库中搜索, 提取与新案例最接近的现有案例, 从而确定新案例的土地利用类型。在案例库中, 所有的案例是根据它们从属不同的土地利用类型来分成不同的组别(图1)。由于 $\text{sim}(l, x)$ 的取值范围是 $[0, 1]$, 可以把它当作隶属函数。当两个案例完全一样时, 其值为 1。因此, 对于土地利用类型 C_ξ , 新案例 x 和现有案例 l 的隶属函数由下面公式计算:

$$F_{C_\xi}(x \in l) = \text{sim}_{C_\xi}(l, x) = \exp\left[-\sum_{k=1}^N \left(\frac{SA_{kl} |l_k - x_k|}{ED_k}\right)^2\right] \quad (4)$$

对某种土地类型, 一个新案例可以对应案例库中若干类似的现有案例。根据式(4)计算出新案例与它们之间的隶属函数值。利用最大值求出新案例属于土地利用类型 C_ξ 的隶属函数值:

$$F(x \in C_\xi) = \max_l (F_{C_\xi}(x \in l)) \quad (5)$$

对不同的土地利用类型, 一个新案例可有不同的隶属函数。由最大值来推理出其最后所属的土地利用类型:

$$F(x \in C_k) = \max_\xi (F(x \in C_\xi)) \Rightarrow x \in C_k \quad (6)$$

当一个新案例与案例库中现有案例有较大的区别时, 可将它保存到案例库中。还可以对分类效果进行评价, 将过时或不适合的案例剔除出去。不断更新案例库中的案例, 使得案例库能逐步积累经验,

有助于获得更好的分类效果。

3 应用和结果

3.1 Radarsat SAR 数据及预处理

采用多时相的加拿大 Radarsat SAR 图像进行试验, 试验区选在珠江三角洲的番禺市, 面积为 $1, 314 \text{ km}^2$ 。常规的遥感方法很难获取南方地区作物生长期的图像。卫星雷达能够获得高时间分辨率的遥感图像, 具有几乎实时监测地面的能力。这对识别该地区详细的土地利用类型是很关键的, 有助于提高遥感分类的精度。选用了覆盖同一地区的 3 个时相的精细 Radarsat (F1) SAR 图像, 时间分别为 2000-04-18、2000-06-29 和 2000-08-16。要识别的土地利用类型有: 香蕉地、甘蔗地、草地、水稻田、莲藕、鱼塘、河流和居民点。大部分的土地利用类型与农业有关, 多时相的 Radarsat 图像将有助于对它们进行识别。

雷达图像一般存在斑点(speckle), 需要进行去噪声的处理。首先利用 3×3 的 Frost 滤波器对原始图像进行平滑, 消除大部分斑点。下一步是通过地面控制点, 将这些多时相图像进行配准, 使得它们能相互迭合起来, 并纠正到地形图上。

在大多数雷达遥感定量应用中, 一般都要将雷达图像的 16-bit 数字值(DN) 转换为 32-bit 后向散射系数(σ^0)。这种转换使得模型更能反映真实的物理机制, 以获得更准确的分析结果。通过下面公式来求得后向散射系数(σ^0):

$$DB_{ij} = 10.0 * \log_{10}((DN_{ij} * DN_j + A_0) / A_j) + 10.0 * \log_{10}(\sin(I_j)) \quad (9)$$

其中 i 和 j 分别是行列数, DB_{ij} 为后向散射系数, DN 是原始图像数字值, A_0 是增益偏移量(gain offset), A_j 是列 j 的扩张增益调整表值(expanded gain scaling table value), I_j 是列 j 的扩张入射角表值(expanded incidence angle table value)。

3.2 基于案例推理 CBR 方法的遥感分类

不同的土地利用类型, 特别是农业用地, 其后向散射随时间呈规律性的变化^[14]。不同的土地利用类型由此具有独特的后向散射曲线。最典型的例子是根据水稻生长期特殊的后向散射特性来识别水稻田。在水稻播种期, 水田被水掩盖, 后向散射系数较低, 只有 -14dB 至 -18dB ; 在水稻成熟期, 后向散射系数升为 -5dB 至 -7dB ; 水稻收割后, 水田再次被水

淹没, 开始下一季水稻的种植。这种特殊的后向散射曲线使得较容易识别水稻田。图 2 是珠江三角洲主要土地利用类型的后向散射曲线。

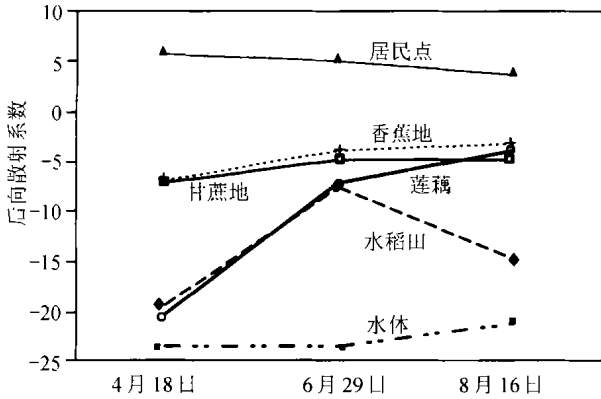


图 2 珠江三角洲农作物后向散射特性

Fig. 2 Backscatter signatures of crops in the Pearl River Delta

雷达遥感分类通常都使用了纹理结构信息, 以提高分类的精度。在本研究区, 纹理结构信息可以很好地将鱼塘和其它水体区分开。这是因为鱼塘整齐有规律地排列。有多种方法来获取纹理结构信息。

例如, 在 ERDAS 提供了 Mean Euclidean Distance (1st-order), Variance (2nd-order), Skewness (3rd-order) 和 Kurtosis (4th-order) 这 4 种方法。利用了 11×11 窗口的 Variance 这种方法来识别鱼塘, 效果较好(图 3)。

在分类前必须建立案例库。每个案例纪录了后向散射值及对应的土地利用类别。利用野外调查及 GPS 定位来获得每个案例实际的土地利用类型。由于环境背景等多种因素的影响, 遥感分类中往往碰到“同物异谱”现象。同一类别的地物, 其光谱可以随环境背景不同而发生较大的变化, 利用一般的数学公式很难表达它们的复杂关系。采用离散的案例可以很容易地反映这些不同的特殊现象。关键是要合理选取案例, 通过案例来包含不同背景所造成的变化。

我们采用分层随机采样(stratified random sampling)^[15]来获得不同背景下的案例, 以尽可能反映所有的情形。首先对遥感图像进行聚类, 划分出不同的环境背景。利用 2000 年的 TM 图像进行聚类来划分出不同的下垫面类型, 以代表不同的环境背景。然后进行分层随机采样, 以获得某一土地利用类型的不同的代表性案例。总共收集了 900 个案例。表 1 列出

表 1 案例库中的部分案例

Table 1 Examples of cases in the case library

变 量				隶 属 度								
4月(σ^0)	6月(σ^0)	8月(σ^0)	纹理	香蕉	甘蔗	草地	水稻	莲藕	鱼塘	河流	居民点	
-8.77	-3.57	-2.85	2.19	1	0	0	0	0	0	0	0	
0.36	-4.67	-4.70	1.74	1	0	0	0	0	0	0	0	
-10.87	-11.92	-9.27	1.53	0	1	0	0	0	0	0	0	
-9.64	-8.23	-8.04	2.43	0	1	0	0	0	0	0	0	
-8.05	-9.86	-6.18	2.24	0	1	0	0	0	0	0	0	
-9.27	-5.89	-7.27	3.54	0	0	1	0	0	0	0	0	
-8.56	-7.38	-8.48	2.59	0	0	1	0	0	0	0	0	
-14.83	-7.29	-18.06	5.01	0	0	0	1	0	0	0	0	
-16.43	-3.27	-11.65	3.53	0	0	0	1	0	0	0	0	
-13.07	-5.92	-3.83	1.51	0	0	0	0	1	0	0	0	
-12.54	-4.70	-4.06	4.39	0	0	0	0	1	0	0	0	
-17.40	-2.30	-3.69	2.81	0	0	0	0	1	0	0	0	
-25.23	-19.82	-17.35	4.84	0	0	0	0	0	1	0	0	
-20.02	-22.99	-17.42	2.54	0	0	0	0	0	1	0	0	
-22.70	-23.53	-20.87	1.90	0	0	0	0	0	0	1	0	
-23.51	-23.39	-21.17	1.41	0	0	0	0	0	0	1	0	
5.75	4.93	3.53	5.31	0	0	0	0	0	0	0	1	
8.06	10.99	14.54	7.03	0	0	0	0	0	0	0	1	



图3 利用纹理结构信息区分鱼塘((b)中蓝色调)与水体

(a) SAR 多时相合成($R:4$ 月18日, $G:6$ 月29日, $B:8$ 月16日); (b) 利用纹理结构合成($R:4$ 月18日, $G:6$ 月29日, $B:8$ 月16日)

$G:6$ 月29日, $B:11 \times 11$ Variance)

Fig.3 Discrimination of fishpond (blue color in (b)) from water using textural information

(a) Multi-temporal composite ($R:18$ April, $G:29$ June, $B:16$ August); (b) Composite using texture ($R:18$ April, $G:29$ June, $B:11 \times 11$ Variance)

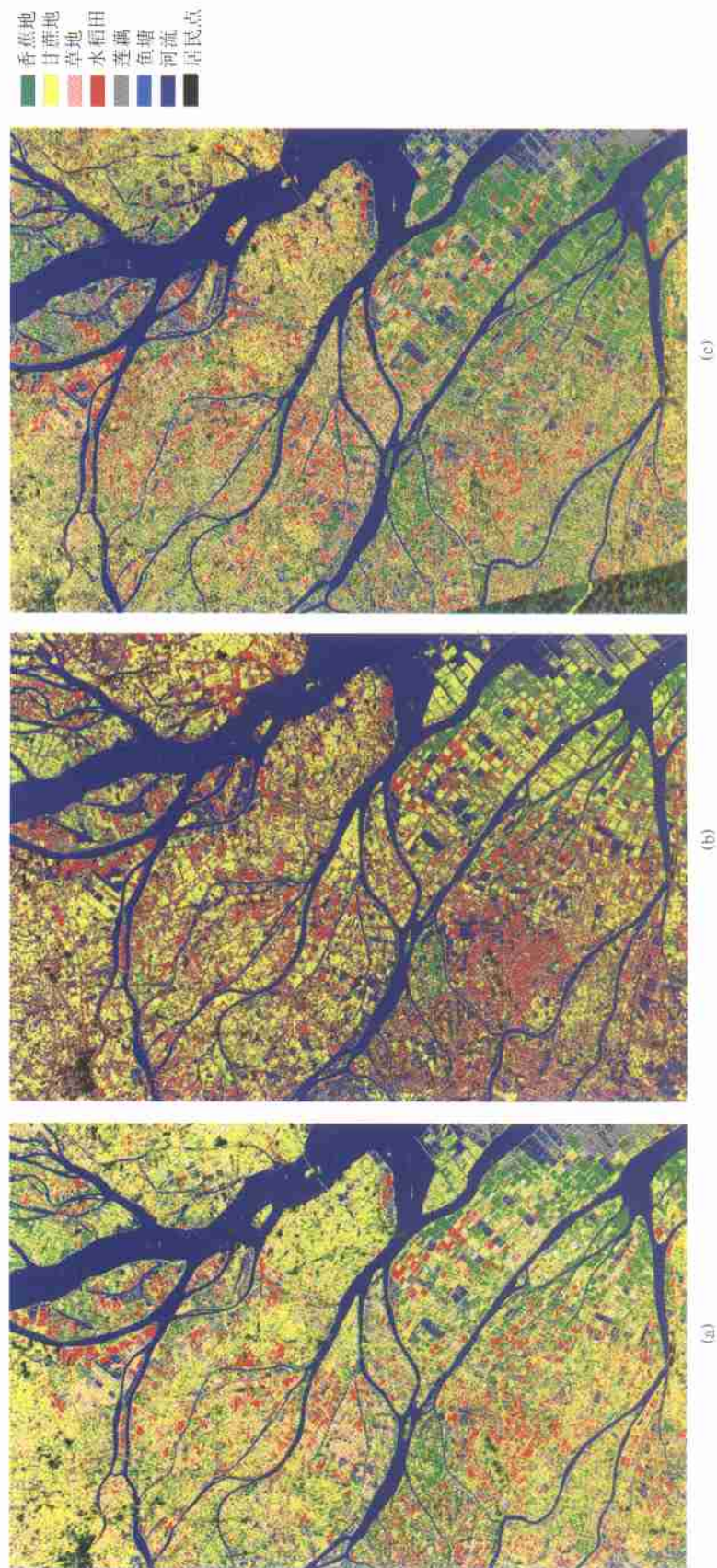


图4 SAR图像的CBR分类与非监督分类对比

(a) 2000年SAR图像的CBR分类; (b) 2000年SAR图像的非监督分类; (c) 重复使用案例库对2001年SAR图像的CBR分类

Fig.4 Comparison of CBR and Unsupervised classification

(a) CBR classification of 2000 SAR image; (b) Unsupervised classification of 2000 SAR image; (c) Re-use of CBR library for classifying the 2001 SAR image

了部分案例作为例子。对一个新案例, 需要在案例库中进行匹配搜索, 找出最接近的现有案例。

图 4(a) 是利用 CBR 方法对番禺的土地利用类型进行 SAR 遥感分类的结果。根据野外 GPS 实测资料和现有土地利用图, 得到分类的混淆矩阵(表 2)。计算出其总精度为 0.86, κ 系数为 0.83。对水稻田的识别, 其精度更高达 0.90。这表明多时相的卫星雷达图像对识别农作物是十分合适的, 可以根据植被的后向散射系数随时间变化的特征来识别不同的土地利用类型。在南方地区, 这比常规的被动式遥感有更大的优越性。

表 2 CBR 分类方法的混淆矩阵(像元数)

Table 2 Confusion matrix of the CBR classification

		实际								总数
		Ba	Su	Gr	Pa	Lo	Fi	Wa	Bu	
分 类	Ba	102	9	12	0	0	0	0	0	123
	Su	12	132	12	0	0	0	0	9	165
	Gr	9	12	174	0	0	0	0	18	213
	Pa	0	0	0	57	3	0	0	0	60
	Lo	0	0	0	6	45	0	0	0	51
	Fi	0	0	0	0	0	48	9	0	57
	Wa	0	0	0	0	6	9	117	0	132
	Bu	0	0	0	0	0	0	0	99	99
总数		123	153	198	63	54	57	126	126	900

Ba — 香蕉地; Su — 甘蔗地; Gr — 草地; Pa — 水稻田;

Lo — 莲藕; Fi — 鱼塘; Wa — 河流; Bu — 居民点

总精度 = 0.86, κ 系数 = 0.83

为了对比不同方法的效果, 也利用非监督分类方法进行土地利用的分类。非监督分类只需要极少的人为干预。在非监督分类中, 定义初始类别的数目为 20, 聚类所需要的迭代次数是 30。最后, 根据实际情况, 对聚类所获得的类别进行合并, 获得土地利用分类图(图 4(b))。表 3 是非监督分类的混淆矩阵。其总分类精度是 0.75, κ 系数只有 0.71。可见, 该方法比 CBR 方法的分类效果要差。

值得探讨的是, 当大大增加非监督分类的初始类别的数目, 聚类后再合并, 可以一定程度地提高非监督分类的精度。但与 CBR 方法对比, 这样做有一些弊端。首先, 当初始类别的数目较多时, 人工合并较费时和困难; 其次, 初始类别中心的选定是随机的, 而 CBR 方法是采用分层采样的。后者更能反映“同物异谱”的现象; CBR 方法的案例是逐步积累的, 可以重复多次使用, 而非监督分类则不同。

表 3 非监督分类方法的混淆矩阵(像元数)

Table 3 Confusion matrix of the unsupervised classification

		实际								总数
		Ba	Su	Gr	Pa	Lo	Fi	Wa	Bu	
分 类	Ba	84	9	6	6	0	0	0	0	105
	Su	18	123	36	0	0	9	0	24	210
	Gr	9	15	168	0	0	0	0	18	210
	Pa	0	0	0	57	9	0	0	0	66
	Lo	0	0	0	9	36	0	0	0	45
	Fi	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Wa	0	0	0	0	9	45	126	0	180
	Bu	0	0	0	0	0	0	0	84	84
总数		111	147	210	72	54	54	126	126	900

Ba — 香蕉地; Su — 甘蔗地; Gr — 草地; Pa — 水稻田;

Lo — 莲藕; Fi — 鱼塘; Wa — 河流; Bu — 居民点

总精度 = 0.75, κ 系数 = 0.71

我们也进行了监督分类方法的试验, 但其效果比非监督分类还差。其总分类精度只有 0.68。监督分类方法不适合该地区。这是因为研究区水稻田的地块面积较小, 各种农作物比较混杂。在这复杂的自然环境下不容易定义合适的训练区, 所需要的训练时间也较长。

3.3 案例库的重复使用性

专家系统的特点是其专家库可以被重复使用(re-use), 否则建立专家库意义不大。为了检验 CBR 案例库的可重复使用性, 获取了 2001-04-30、2001-06-22 和 2001-08-11 的 Radarsat (F1) 图像进行土地利用分类。它们所代表的作物生长期与 2000 年的图像基本一致。使用在 2000 年分类时建立起来的案例库, 对 2001 年的 SAR 图像进行土地利用分类。图 4(c) 是分类的结果。分类的效果十分理想, 经野外 GPS 采样验证, 总精度为 0.83。这表明以前建立的案例库具有很好的重复使用性。尽管第一次建立案例库时会较费时, 但以后使用就十分方便, 这是其它方法所不能比拟的。很明显, 这种可重复使用性的前提是使用相同的遥感信息源, 而遥感信息源还需具有较稳定的光谱特性。

为了对比, 也利用监督分类方法对 2001 年的 SAR 图像进行分类, 检验前次的训练结果是否可以被再次使用。直接利用 2000 年监督分类的训练特征(signature)对 2001 年 SAR 图像进行分类。试验结果表明, 所得到的分类结果十分不理想, 误差很大,

许多类别被误判。这表明监督分类方法的训练结果不能被下一次分类所重复使用。

4 结 论

本文提出了基于案例推理(CBR)的遥感分类的新方法。近年来,基于规则的专家系统已经被较多地用于遥感分类。但是,基于规则的推理方法在如何具体地获取和表达专家知识时有很大的局限性,所使用的规则往往有上百条之多。CBR方法只是使用具体的现有案例来指导如何解决新问题,不需要建立基于规则的知识库,案例库可以被重复使用,由此大大提高工作效率。

我们将模糊数学与 CBR 方法结合起来更准确地表达土地利用类型。在 CBR 推理中,根据新案例与案例库中现有案例的相似度来确定其土地利用类型的隶属度。在推理过程中使用隶属度可以减少许多不确定性,使得分类结果更合理。对比不同方法的分类效果显示,所提出的 CBR 遥感分类方法能比非监督分类方法和监督分类方法有更高的分类精度,能较好地处理遥感分类碰到的“同物异谱”现象,所建立的案例库可以被重复使用。

与所有的遥感专家系统分类一样,本方法要求遥感平台必须能够保证一定程度的光谱稳定性,传感器信号随时间的漂移被控制在较小的范围内。否则案例库就无法被重复使用。进一步的工作是对采用多种平台的遥感信息源以及与 GIS 的结合进行研究,并检验所建立的案例库被重复应用在其它地区的可能性。

参 考 文 献 (References)

[1] Richards J A, Jia X P. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction [M]. New York: Springer, 362.
 [2] Huang X Q, Jensen J R. A Machine-learning Approach to Automated Knowledge-Base Building for Remote Sensing Image Analysis with GIS Data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1997, 63(10): 1185—1194.

[3] McAvoy J G, Krakowski E M. A Knowledge Based System for the Interpretation of SAR Images of Sea Ice [C]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS' 89), 1989, 2: 844—847.
 [4] Watson I. Applying Case-Based Reasoning: Techniques for Enterprise Systems [M]. California: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1997, 245.
 [5] Branting K L, Hastings J D. An Empirical Evaluation of Model-based Case Matching and Adaptation [C]. American Association for Artificial Intelligence, Case-based Reasoning Workshop (Seattle, Washington), 1994, 72—78.
 [6] Holt A, Benwell G L. Applying Case-based Reasoning Techniques in GIS [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 1999, 13(1): 9—25.
 [7] Lekkas G P, Avounis N M, Vinas L G. Case-based Reasoning in Environmental Monitoring Applications [J]. *Applied Artificial Intelligence An International Journal*, 1994, 8: 359—376.
 [8] Yeh A G O, Shi X. Applying Case-based Reasoning to Urban Planning: A New Planning-Support System Tool [J]. *Environment and Planning B*, 1999, 26(1): 101—115.
 [9] Du Y Y, Zhou Ch H, Shao Q Q, Su F Zh, Shi Zh Zh, Ye Sh R. Theoretic and Application Research of Geo-Case Based Reasoning [J]. *ACTA Geographica Sinica*, 2002, 57(2): 151—158. [杜云艳, 周成虎, 邵全琴, 苏奋振, 史忠植, 叶施仁. 地理案例推理及其应用 [J]. *地理学报*, 2002, 57(2): 151—158.]
 [10] Dobson M C, Ulaby F T, Pierce L E. Land-cover Classification and Estimation of Terrain Attributes Using Synthetic Aperture Radar [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51: 191—214.
 [11] Pierce L E, Bergen K M, Dobson M C, Ulaby F T. Multitemporal Land-cover Classification Using SIR-C/X-SAR Imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 64: 20—33.
 [12] Heuvelink G B M, Burnough P A. Error Propagation in Cartographic Modeling Using Boolean Logic and Continuous Classification [J]. *International Journal of Geographical Information Systems*, 1993, 7(3): 231—246.
 [13] Dasarathy B V. Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques [M]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1991, 447.
 [14] Tso B, Mather P M. Crop Discrimination Using Multi-Temporal SAR Imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20(12): 2443—2460.
 [15] Congalton R G. A Review of Assessing the Accuracy of Classification of Remotely Sensed Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 37: 35—46.

Case-Based Reasoning (CBR) for Land Use Classification Using Radar Images

LI Xia^{1,3}, YEH Anthony Gar-On², LIAO Qi-fang³

(1. School of Geography and Planning, Zhong Shan University, Guangzhou 510275, China; 2. Centre of Urban Planning and Environmental Management, The University of Hong Kong, Hong Kong, China, 3. Guangzhou Institute of Geography, Guangzhou 510070, China)

Abstract: This paper presents a new method for classifying satellite SAR images based on case-based reasoning (CBR) techniques. Because classification is a common task in remote sensing applications, numerous methods have been developed for obtaining better classification results. Knowledge-based systems (KBS) are considered as a good alternative to traditional classification methods with better performance. There is a need to develop such systems to facilitate the interpretation of remote sensing data in a more efficient way. KBS are useful when concrete knowledge about the application domain is available. It is expected that KBS can automatically classify remote sensing images without operator's intervention. However, these systems have a bottleneck problem in the solicitation of rules.

A solution is to apply CBR method to the classification process. Traditional classification often assumes that spectral properties of a class remain stable in the whole study area. However, the spectral signature of a class is usually subject to fluctuations because of the complexity in nature. The CBR method can easily capture such fluctuations by allocating cases over different terrain features according to stratified random sampling. Moreover, the same case library developed in the previous classification can be reused for time-independent classification with satisfactory results. Experiments show that the proposed method can generate the classification results with better performance in term of higher accuracy and fast computation time. The method has been successfully applied to the classification of radar SAR images in the Pearl River Delta, south China.

Key words: cases; case-based reasoning; remote sensing classification; SAR; land use