模糊逻辑在土地利用遥感分类中的应用 *

陈　杰[1]　孙志英[1,2]　檀满枝[1,2]
(1 土壤与农业可持续发展国家重点实验室(中国科学院南京土壤研究所) ,南京　210008)
(2 中国科学院研究生院 ,北京　100039)

摘　要　由于影像信息提取过程蕴涵的诸多不确定性以及土地类别描述语境信息的含糊性影响 ,遥感数据的常规土地利用分类面临诸多困难与挑战。而模糊分类系统作为一种最为强大的软分类器 ,能处理、分析和表征遥感信息中传感器测量数据的不精确性、土地类别描述中的含糊性以及模型模拟中的不严密性 ,从而输出更能表达人类知识缺陷、更符合真实世界客观事实的分类结果 ,因此被认为是一种较好的土地利用遥感分类手段。本文以南京城市边缘带一样区为例 ,在采用地物导向分割技术对遥感影像分割的基础上 ,充分利用影像地物自身的光谱组合特征值以及其他空间形状、拓扑特征以及语境关系信息 ,按照模糊监督分类的过程来对研究区土地利用信息进行提取。研究结果表明基于遥感数据源的土地利用模糊分类系统可以获得比常规硬分类手段更为合理、信息含量更为丰富的输出结果。

关键词　遥感影像;土地利用;地物导向分割;不确定性;模糊分类
中图分类号　F301. 24　　**文献标识码**　A

过去 10 年以来土地利用与土地覆盖变化(LUCC)及其引发的资源、环境及生态后果一直是全球范围重要的热点研究领域[1,2]。得益于空间科学、信息及计算机技术的迅猛发展 ,各种航空、航天遥感影像为全球及区域尺度上的 LUCC 研究提供了强大的多光谱、多分辨率、多时相信息源;同时 ,高光谱、偏振 SAR 等一大批功能强大的信号处理技术相继开发应用 ,显著提高了遥感信息的采掘能力[3,4];而计算机运算能力的大幅度提高为各种途径的遥感信息处理提供了强有力的平台支持。然而 ,目前大多数遥感影像信号处理模型和算法(signal processing algorithms)均基于像素进行 ,基本不考虑空间概念与语境信息(contextual information)[5,6] ,从而导致影像处理结果蕴涵极大的不确定性(uncertainty) ,遥感影像理论上蕴涵的信息与实际可提取并应用于决策支持的有效数据之间存在较大差距。尤其对基于遥感数据的土地利用分类而言 ,语境信息的缺失对分类结果的精度与可信性具有重要影响。尽管土地利用与土地覆盖是两个经常被混用或互换使用的术语 ,但事实上二者在内涵上有很大区别。土地覆被是指植被、水体、建筑等其他形式的地表覆盖物;而土地利用则是指土地用于何种目的 ,如农业生产、城市建设、休闲娱乐等 ,土地利用分类中分类单元的定义更具主观性与抽象性。因此 ,分类过程中从遥感数据库中获取信息很大程度上基于含糊的知识背景。例如 ,在城市与农村之间并不存在一个客观上的准确地理边界 ,无论如何设定阈值 ,不同土地利用形式的划分都只能是真实世界的理想化结果。因此 ,改进常规的遥感影像处理技术、建立更符合客观事实的分类逻辑与分类准则、完善遥感分类输出结果不确定性分析与质量评价体系 ,是土地利用分类研究领域中一个重要内容。

1　土地利用模糊分类

1. 1　模糊分类的理论基础

模糊分类是神经网络和概率论之外 ,另一个功能强大、在土地利用遥感分类领域应用广泛的软分类器。模糊逻辑(fuzzy logic)是模糊分类的理论基础 ,它是一个对不确定性进行定量陈述的多值逻辑体系(multi-valued logic) ,其基本思想是用连续的数值范围[0 ,1]取代非“是(1) ”即“否(0) ”的布尔逻辑

* 国家自然科学基金项目(40571065)和中国科学院知识创新工程重要方向项目(KZCX3 - SW - 427)资助
作者简介:陈　杰(1967～) ,男 ,研究员 ,主要从事土壤发生与土壤资源演变、土壤地球化学方面的研究
收稿日期:2006 - 06 - 08;收到修改稿日期:2006 - 08 - 22

陈述(Boolean logic statement) ,0 与 1 之间任何数值均可用以表示是与否之间的过渡状态。由于避免了武断的人为设定阈值或硬性边界,模糊逻辑能比二元语义的布尔逻辑更好地对真实世界进行描述。1965 年 Zadeh 在他的著作《模糊集》中阐述了模糊集理论[7],即一个对不同类别或子集(subsets)表现出多重相似性(multiple similarity)的对象,其对于一个特定子集的隶属关系不再是非 0 则 1,而是对于一个以上的子集均表现出部分隶属关系(partial membership)或模糊隶属关系(fuzzy membership)。只要所有对象对于一个类别的隶属度值之和不为零,那相应类别就被解释为一定程度上存在。假设 A 是模糊集 Z 中的一个子集,则:

$$A = \left\{ z, \mu_A(z) \right\}, z \in Z \tag{1}$$

式(1)中,$\mu_A(z)$ 为模糊隶属度函数(MF),表征对象 z 对于模糊子集 A 的隶属程度;$z \in Z$ 表示 z 是模糊集 Z 中的一个对象;对于所有子集 A,$\mu_A(z)$ 取值范围为[0,1]。

在土地利用遥感分类中,一个特定影像地物 obj 对于 n 个利用类别的多重隶属关系可用式(2)实现表达,其中 μ(obj)模糊隶属度:

$$f_{class,obj} = [\mu_{class_1}(obj), \mu_{class_2}(obj) \cdots \mu_{class_n}(obj)] \tag{2}$$

1.2 土地分类中的模糊系统

建立一个完整的模糊系统是实施模糊分类的前提,这一系统包括三个主要基本环节:输入变量的模糊化过程(fuzzification)、模糊逻辑规则基础创建以及分类输出结果的去模糊化过程(defuzzification)。

1.2.1 模糊化与模糊子集 模糊化是指从清晰系统向一个模糊系统的转化,这一过程通过特定的隶属度函数为分类对象定义属性模糊子集,不同的模糊子集表达分类对象的属性类别,如"低"、"中"、"高"。每一个分类对象的属性值对于特定的属性类别隶属度由隶属度函数在[0, 1]范围内赋值。"完全隶属"与"完全不隶属"之间的过渡带可能是清晰(如矩形函数)或者模糊的,所有隶属度高于 0 的属性值均属于相关模糊子集(图 1)。一般情况下,模糊隶属度函数形态越宽,所表征的概念就越模糊;隶属度值越低,表明一个属性值被分派到相关子集中时蕴涵的不确定性越大。对于一个属性,不同模糊子集的隶属度函数重叠越严重,表明分类对象出现于这些模糊子集中的现象越普遍,最终的分类结果就越含糊。对于一个成功的分类系统,隶属度函数的选择和参数化至关重要。对拟利用的隶属度函数进行模拟的真实系统了解越深入,分类的最终效果就越好。因此,将专家知识引入系统是选择的模糊隶属度函数最为重要的步骤之一[8]。

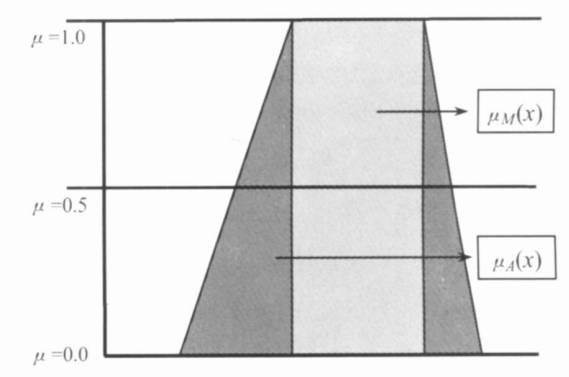


图 1 在属性值范围 X 由矩形及梯形函数分别定义的常规与模糊子集[6]

(常规子集:$M(X)$, $\mu_M(x) \in \{0,1\}$ 模糊子集:$A(X)$, $\mu_A(x) \in [0,1]$)

Fig. 1 Conventional and fuzzy sets with attribute value X determined by rectangular and trapezoidal functions, respectively

1.2.2 模糊规则基础 模糊分类系统中的每一个类别或子集均具有相应的类别描述,它由一组用于属性赋值与逻辑运算的模糊表达式组成。模糊规则可以只有一个条件也可以有一组条件,对于一个影像地物而言,满足模糊规则中的条件则被分派到一个特定的类别[9]。而模糊规则基础(fuzzy rule-base)由一系列模糊规则组成,它连接不同的模糊子集。最简单的模糊规则只依赖于一个模糊子集。通常的模糊规则均为"如果-那么"("if-then")规则。如果一个条件满足,则行为发生。以图 2 中属性 x 为例:"如果"属性 x 是低的,"那么"影像地物应该被分派到土地利用类型 w 中。用模糊术语则可以表达为:如果属性 x 是模糊子集"低"的成员,那么地物就是土地利用 w 的成员。这个例子还可以引述为:如果属性值 $x = 70$,那么地物对于土地利用类型 w 的隶属度就为 0.4;如果 $x = 200$,那么对于 w 的隶属度就是 0。

创建高级模糊规则可以连接多个模糊子集,模糊函数对一个特定属性值在模糊子集之间的分派结果与模糊规则基础中的逻辑合并顺序无关,即 A"和"B 与 B"和"A 不会导致属性值对于模糊子集的隶属度的变化。另外,模糊规则基础的层级结构遵循共同逻辑法则,即 A"或"(B"和"C)等于(A"或"B)"和"(A"或"C)。对于特定分类对象,模糊分类通过模糊逻辑规则基础输出一组返回值,即隶属度值,表征对象对于每一个类别的隶属程度(图 3)。

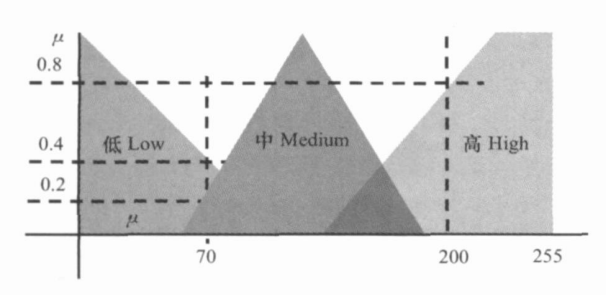


图 2　隶属度函数对属性 x 定义的"高"、"中"、"低"三个模糊子集

Fig. 2　Three fuzzy sets with attribute x defined as "low", "medium" and "high" by the membership function

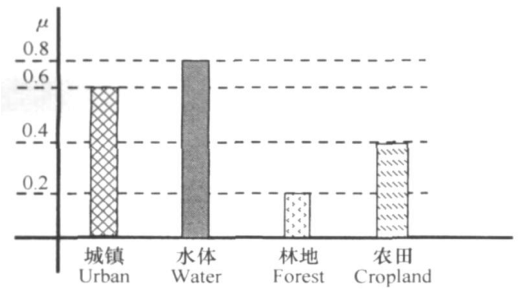


图 3　影像地物对于城镇、水体、林地、农田四个土地利用类别同时具有隶属关系

($\mu_{urban}(obj) = 0.6$, $\mu_{water}(obj) = 0.8$, $\mu_{forest}(obj) = 0.2$, $\mu_{cropland}(obj) = 0.4$)

Fig. 3　Membership of image object with four different landuse patterns, urban, water, forest and cropland

一个特定地物对于一个类别的隶属度越高,在实际分类中如果将它分派到这一类别,那么这种分派的可靠性就越高。在图 3 的例子中,影像地物对于水体的隶属度 $\mu_{water}(obj)$ 高达 0.8,因此在绝大多数实际应用中,这个对象将被指派在"水体"类别中。一个分类对象对于所有类别的隶属度中,最大隶属度值与次大隶属度值之间的差距越大,则分类结果越稳定。如果一个对象对于几个类别具有相同的隶属度,则表示分类非常不稳定。即在遥感影像分辨单元内,依据给定的类别定义无法对不同类别实施有效区分。如果上述相同的隶属度值处于较高水平且模糊系统在设计上没有问题,则在可分辨单元内类别混杂现象严重;如果隶属度值处于低水平,则表明系统对于对象的类别分派是不可靠的。因此,在一个模糊分类系统中应对隶属度设定低限阈值,如果低于这个阈值,对象理论上仍处于"无分类"状态。

1.2.3　分类输出结果去模糊化　　土地利用模糊分类输出结果的空间表达形式为多重隶属度图(multiple membership maps),尽管比常规的多边形图斑图蕴涵更多可用于空间现象深入分析与模拟的信息,但由于多重隶属度图无法在空间上表达不同土地利用类型的地理位置与延伸范围,因此无法直接用于生产与管理实践。在绝大多数情况下,模糊分类结果必须被转换回具有清晰边界的土地利用图。这就意味着一个对象只能要么属于、要么不属于一个类别。在实际操作中,具有最大隶属度的类别通常被作为对象的指派类别。上述过程就是典型的去模糊化过程(defuzzification),它是模糊化的逆过程。模糊分类结果经过去模糊化处理后,其蕴涵的不确定评价功能也随之失去。在去模糊化过程中,如果一个类别中所有对象的最大隶属度值低于一个设定的数值,那么最起码的可靠性也难以保证。因此,隶属度阈值的设定是分类结果去模糊化的关键因素。

图 4 显示被分派到水体类别的 4 个影像地物对于不同类别的隶属度值,这里隶属度分派阈值设定为 $\mu = 0.5$。4 个影像地物对于水体类别的隶属度统计值为 $\mu = 0.8 \pm 0.2$。其中,1 个地物完全满足、2 个地物基本满足、1 个地物勉强满足水体类别的描述标准。因此,分类结果可以评价为水体类别内的大多数地物满足类别描述标准。然而,仅用类别内对象的隶属度统计数据评价阈值设置与分类结果可靠性显然是不够的。在模糊分类实际应用中,一个对象最大隶属度与次大隶属度之间的差异常被用做评价类别分派明确性的重要指标。上述 $\Delta\mu$ 值越大,对象的类别分派就越明确。图 4 中,水体类别中 4 个影像地物最大隶属度值与次大隶属度值之差分别为 0.25、0.05、0.0 和 0.8。统计结果表明,4 个地物中至少一个地物以同样的隶属度值属于其他类别(最小 μ 差值 = 0);上述 4 个地物中没有一个只与水体类别具有隶属关系(如果这种情况出现,则最大 μ 差值 = 1)。总体而言,水体类别中的 4 个地物只能勉强从其他类别中区分出来(μ 差值 = 0.27 ± 0.37)。

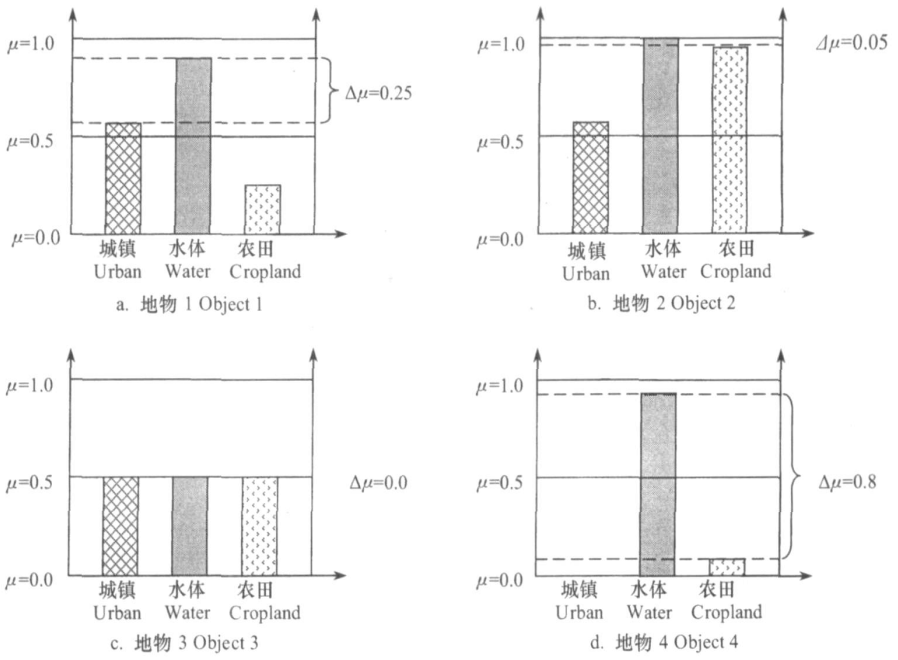


图 4 隶属度阈值 $\mu = 0.5$ 时 4 个被分派于水体类别的影像地物隶属度

Fig. 4 Degrees of membership (μ) of four image objects classified as waterbody with the membership threshold at $\mu = 0.5$

2 实际应用举例

南京市为江苏省省会城市,地处长江下游的宁镇丘陵山区,截至目前,南京市下辖 11 区 2 县。随着经济的发展和城市化步伐的加快,城市边缘带的土地利用类型也迅速发生着变化。覆盖南京市区的 2005 年 6 月分辨率为 10m 的 SPOT —5 卫星影像整幅图像大小为 6 243 ×5 757 个像素,本文选取位于南京城市东部边缘带大小为 400 ×400 个像素,面积为 16km^{2}的区域作为研究区,借助土地利用分类在专业软件 eCognition 4.0 trial 验证模糊逻辑方法在土地利用遥感分类中的应用。

2.1 影像的前期处理

对原始遥感影像进行光谱和几何校正才能有效地减少遥感数据内在的不确定性,由于用于本研究的数据购买时已经经过光谱校正,因此只需进行几何校正。首先在野外采用插分 GPS 对一些典型的地物进行定位,记录其坐标;然后采用投影坐标系 WGS _ 1984 中的 UTM _ Zone _ 50N 对 SPOT-5 卫星影像进行投影配准。为更好地表现研究区内不同地类之间的差异,我们选取了绿、红、近红外三个波段对影像进行融合,融合后的影像见图 5b。

2.2 影像分割及类别层级结构建立

影像分割是由图像处理到影像分析的关键步骤,一方面可以通过分割产生作为地物遥感影像分类信息承载体的影像地物元(image object primitives),另一方面可将原始图像转化为更为抽象更为紧凑的形式,使得更高层的图像分析成为可能[10,11]。与以往单纯利用像素的光谱特征值组合(即灰度)的运算识别和判定均质区域,再以合并或细分的方式最终达到分割影像的方法不同,在本文中采用的是一种基于地物导向的影像分割技术。此方法从人们希望获得影像处理结果是固有形状、固有分类位置的真实世界地物(而不仅仅抽象的光谱组合特征)有效提取这一基本事实出发,通过设置合适的尺度、色彩和形状参数对影像进行分割,产生由一系列像素联结成的区域即影像地物(image objects)或称分割片断(segments)。这些影像地物不仅包含光谱信息,也融入了有价值的统计与结构计算,增加了空间形状(长度、边缘数量等等)、拓扑特征(topological features)(如毗邻关系、地物层次关系等)信息与语境关系,强化了真实地物与影像地物之间的联系,从而提高了高分辨率影像的分类精度及输出结果的可解释性。具体分割参数设置如下:分割尺度为 20,根据不同波段对信息提取贡献程度的差

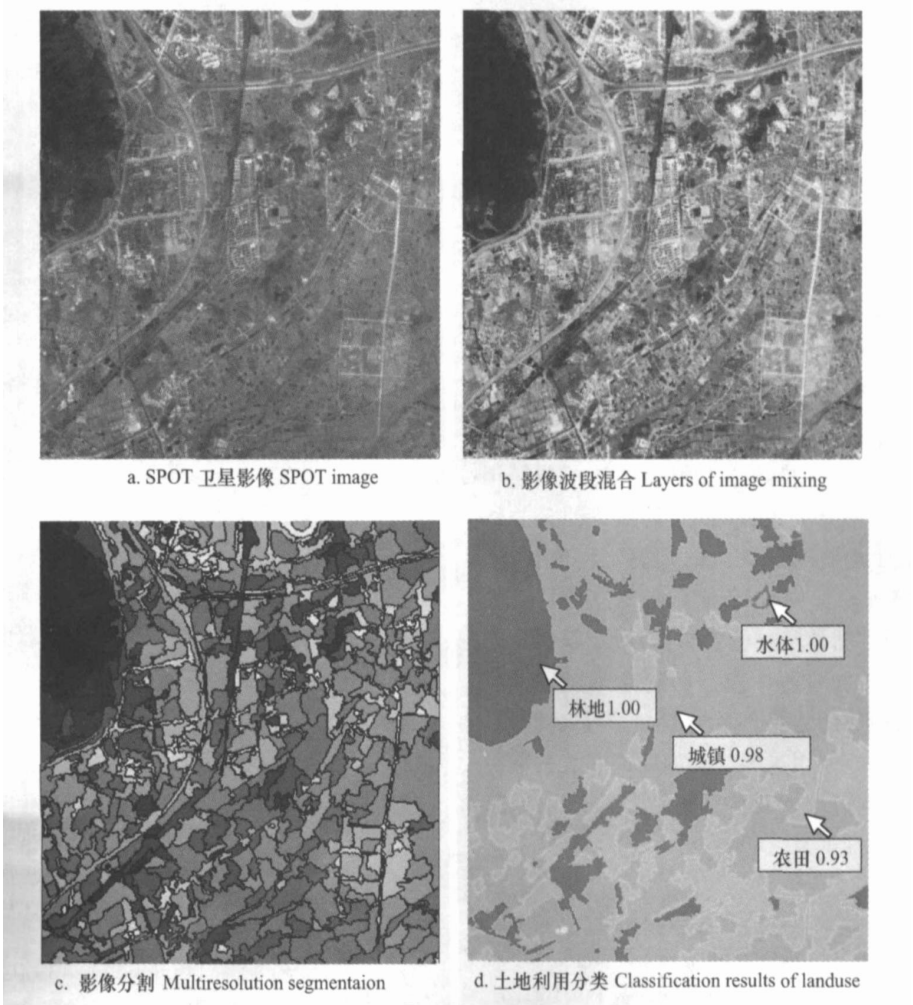
异确定各波段的权重除短波红外为 0,其他均为 1;色彩、形状、光滑度和紧密度的权重则依次为 0.7、0.3、0.5、0.5。在此条件下分割产生分割影像如图 5c。

一个合理的类别层级结构(class hierarchy)决定着分类结果是否满足分类目的需求,根据研究区遥感影像所体现出来的土地利用类别信息,将土地利用类别分为城镇、农田、林地、水体等 4 个类别,并根据土地利用类别的特征描述运用继承机制,模糊逻辑概念和方法以及语义模型建立类别层级结构。

2.3　自动分类及结果

根据已经建立的类别层级结构,选择最大邻近分类器用于分类;然后根据野外调查结果进行不同土地利用类型的样本训练,获取不同土地利用类型的隶属度函数用于信息的自动提取。对于初次分类结果所存在的错分或漏分,则可以通过增加训练样本数,扩大样本容量;另外也可以重新进行分类,直到结果达到满意程度。通过样本训练及对分类结果的逐步调整在本研究中产生如图 5d 所示的分类结果。

在整个研究区中,城镇占据了主要地位,其面积为 10.12 km^2,占整个区域面积的百分比为 63.26 %;农田和林地的面积分别为 3.03 km^2和 2.81 km^2,所占区域总面积的比例则为 18.92 %、17.56 %;水体面积最少,仅为 0.04 km^2,占总面积的 0.26 %。另一方面图 5d 表示,箭头指向的影像地物对于林地以及水体类别的隶属度值 $\mu = 1$,就本例而言,出现这种情况的原因可能是箭头所指向位置正好是样本或其光谱特征与样本完全一致;图 5d 下部提示框表明,其箭头指向的影像地物对于"城镇"类别的隶属度值 $\mu = 0.98$;相似地,中间箭头指向的地物对于"农田"类别的隶属度值 $\mu = 0.93$。因此,上述两处影像地物可以分别明确地分派于"城镇"与"农田"类别。对比本样区不同土地利用分类实践,基于遥感影像的模糊分类具有明显优于其他分类方法的输出结果。



a. SPOT 卫星影像 SPOT image　　b. 影像波段混合 Layers of image mixing

c. 影像分割 Multiresolution segmentaion　　d. 土地利用分类 Classification results of landuse

图 5　南京城市边缘带样区 SPOT 影像处理与土地利用模糊分类输出结果

Fig. 5　Comparison between SPOT image analysis and fuzzy classification of landuse in a case study of peri-urban Nanjing

2.4 分类结果可靠性评估

在绝大多数情况下,模糊分类结果必须被转换回具有清晰边界的土地利用图。这就意味着一个对象只能要么属于、要么不属于一个类别。在实际操作中,具有最大隶属度的类别通常被作为对象的指派类别。最大隶属度和次大隶属度(the second highest membership value)之间的差异表明了一个对象作为某一类别的可靠性程度,其值越大,可靠性越高。在本文中就将采取这一指标对研究区分类结果进行评估,评估所产生的结果如表 1。在进行分类的 4 个类别中除农田平均值在 0.853 以外,其他三类均在 0.90 以上,其标准差也均不超过 0.3,这表明其分类结果可靠,精度较高,土地利用类型得到了很好的划分。

表 1 研究区分类结果可靠性评估的统计特征

Table 1 Statistical characteristic of reliability assessment of the classification

类别 Class	地物数 Objects	平均值 Mean	标准差 Std Dev	最小值 Min	最大值 Max
城镇 Urban	435	0.918	0.268 3	0.000 4	1.00
林地 Forest	82	0.936	0.110 6	0.007 0	1.00
农田 Cropland	86	0.853	0.260 8	0.000 2	1.00
水体 Water	5	0.938	0.080 4	0.022 8	1.00

3 结 论

在基于遥感数据源的土地利用分类中,地物导向影像分割技术以影像地物为基本处理单元,这一载体在保留单个像素光谱特征的基础上,融入了空间形状、拓扑特征以及相关语境信息,为模糊分类系统知识基础与逻辑规则的建立奠定了良好的数据环境,从而为获取精度更高、可靠性更大的土地利用分类结果奠定了基础。

建立在模糊逻辑规则基础之上的模糊监督分类通过输入变量模糊化、模糊逻辑规则基础创建以及输出结果去模糊化三个基本环节能将传感器数据测量误差、不严密的类型描述以及不精确的模型模拟考虑在影像分析与分类逻辑之中,其最终的分类输出结果蕴涵对于地物归属关系的不确定程度描述。而在本文的实例验证中也证明了模糊分类具有处理、表征及定量评估传感器测量数据获取、遥感影像生成、遥感信息提取过程中蕴涵的内在不确定性以及土地类型描述中的语义不确定性的强大功能,是一种可应用于土地利用遥感分类的功能强大的软分类器,具有更高的可信性及更广阔的实际应用前景。

参 考 文 献

[1] Drake N A, Vafeidis A. A review of European Union funded research into the monitoring and mapping of Mediterranean desertification. Advances in Environmental Monitoring and Modeling, 2004, 1(4): 1～51

[2] Symeonakis E, Drake N. Monitoring desertification and land degradation over sub-Saharan Africa. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(3): 573～592

[3] Curlander J, Kober W. Rule based system for thematic classification in SAR imagery. Proc. IGARSS. New York: IEEE Press, 1992. 854～856

[4] Coulde S R, Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34 (2): 498～518

[5] Blaschke T, Conradi M, Lang S. Multi-scale image analysis for ecological monitoring of heterogeneous, small structured landscapes. Proceedings of SPIE, Toulouse, 2001. 35～44

[6] Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, *et al*. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 58: 239～258

[7] Zadeh L A. Fuzzy sets. Information and Control, 1965, 50: 856～865

[8] Civanlar R, Trussel H. Constructing membership functions using statistical data. IEEE Fuzzy Sets and Systems, 1986, 18: 1～14

[9] Mitri G H, Gitas I Z. The development of an object-oriented classification model for operational burned area mapping on the Mediterranean island of Thasos using LANDSAT TM images. *In*: Viegas X. ed. Forest Fire Research and Wildland Fire Safety. Rotterdam: Millpress, 2002. 182～193

[10] Baatz M, Schäpe A. Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks. Proc. of the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing. August 16～20, 1999. Enschede. 13～19

[11] Soille P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications. 2nd Ed. Berlin, New York: Springer, 2003. 316

APPLICATION OF FUZZY LOGIC IN LANDUSE CLASSIFICATION BASED ON REMOTE SENSING DATA

Chen Jie[1]　Sun Zhiying[1,2]　Tan Manzhi[1,2]

(1 State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China)

(2 Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract Application of remote sensing data in landuse classification often comes cross some difficulties and problems that originate from various types of uncertainty associated with image information extraction and ambiguity of the linguistic rules involved in the context information concerning dependency between features and landuse. Fuzzy classification system, as one of the most powerful soft classifiers, is capable of incorporating inaccurate sensor measurements, vague class descriptions and imprecise modeling in the analysis process, and outputting classification results that better demonstrate the limitation of human knowledge and the real world. Therefore, fuzzy classification is considered as a better method in landuse mapping based on remote sensing data. In this paper, a case study of the periurban Nanjing was carried out to extract landuse information by means of the supervised fuzzy classification, based on object-oriented segmentation and the resultant so-called image object information of not only spectral values, but also feature space using shape and topological features. Results indicte that fuzzy classification of landuse based on remote sensing data could achieve a more reasonable and meaningful result, in comparison with conventional rigid methods.

Key words Remote sensing image; Landuse; Object-oriented image segmentation; Uncertainty; Fuzzy classification