

遥感影像统计分析及其扩展模型

周成虎 骆剑承

(中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

摘要 首先对遥感影像统计分析方法模型进行了回顾和综述,并分析了传统统计分析模型存在的缺陷,然后分别从传统的地学分析方法、神经计算模型、进化计算模型、稳健统计理论等几个不同的角度,提出了遥感数理统计分析模型扩展的方向,并通过几个具体模型对遥感统计分析扩展模型进行了初步探讨。

关键词 地学分析 统计分析 遥感影像 地学知识 扩展模型

中图法分类号: TP751.1 P628.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2001)12-1210-06

Remote Sensing Statistical Analysis Model and its Extensions

ZHOU Cheng-hu, LUO Jian-cheng

(LREIS, Institute of Geographical science and Resources research, CAS, Beijing 100101)

Abstract In this paper, a particular review on traditional remote sensing statistical analysis model is made and their defects are analyzed from several aspects especially brought by the statistical assumption of its unimodal probability density functions and parametrical density distribution model. On the basis of traditional statistical model, some intelligent ways of extensions are proposed, where the major attentions are paid on integration with geo-knowledge processing unit and computation with other artificial intelligence approaches such as fuzzy logic, conventional geo-analysis, robust statistics, neural computation, and evolutionary computation. Finally, several detailed approaches of extensions of statistical remote sensing analysis model, such as RBF, GMDD, and knowledge-integrated model, are introduced and discussed briefly.

Keywords Geo-analysis, Statistical analysis, Remotely sensed image, Geo-knowledge, Extending model

0 前言

基于数理统计的地学分析方法,是运用统计推理、数学分析、数学程序和数学模型等数学工具,在计算技术的支持下,分析地学现象或地学过程中的各种要素,模拟地学现象和地学过程,以获得决策分析的特征和结论^[1]。数理统计方法应用于地学分析领域,其萌芽是在20世纪的20年代,当时主要是以一般的统计方法为主;50年代中期,西方地理学中出现了计量地理学,其完全依靠人工计算,在当时的条件下只能对地学对象的少数要素进行统计分析;60年代后,在计算机技术的推动下,数学开始在地

理学中得到了进一步普及,特别是多元统计方法和随机过程理论引入到地学研究领域;70年代后期,引进了数据处理技术,开始研究复杂系统理论在地理环境分析中的应用,并深入发展了地学领域中自然、社会、经济、人口等过程的各种数学模型,阐明了地域现象的空间分布结构规律和模式,进行了有关地理结构和地理组织的演绎;近年来,数理统计方法与系统论、控制论、信息论、决策论、人工智能等理论和技术相融合,丰富和加强了数量统计方法在地学领域中应用的理论基础,拓宽了地学统计分析模型的应用范围,特别是在GIS支持下的空间数据数理统计分析和处理,为大量成功的空间决策分析模型奠定了数学理论基础。

基金项目: 中国科学院创新项目(KZCX1-Y-02);国家自然科学基金资助项目(10101021)

收稿日期: 2000-05-04; **改回日期:** 2000-12-27

在过去 40 年内,数理统计分析在空间数据的处理和分析中发挥着重要的作用^[1]。遥感信息是空间信息的重要组成部分,对遥感信息的分析处理同样具有空间信息复杂性和不确定性的特征。遥感影像的成象过程受到多方面随机变化因素的影响,其中包括成象过程中的随机因素和成象对象的复杂性和不确定性,导致了获得的影像数据具有一定的随机性,也即具有统计性质,所以遥感影像数据在很大程度上就是一种随机变量;同时遥感影像作为一个整体,反映的是地球表层系统中区域性地物的电磁波辐射量的情况,因此又具有总体综合的信息特征。

统计分析一直是遥感影像分析处理的基本方法。遥感数字影像处理在很大程度上就是建立在各种统计分析模型基础之上的。以遥感影像分类为例,目前典型分类器包括动态聚类、最小距离、最大似然分类器等,它们都是利用遥感数据的统计特征或训练样本数据之间的统计分布关系来建立分类规则,进而进行地物分类。大多数分类器是基于单要素、参数化等假设前提下的统计模型,而很多地学现象各要素之间是相互关联、分布复杂的,因此传统统计方法在对复杂空间信息的处理和分析方面存在缺陷。近年来,模糊集理论、基于知识模型、神经计算、进化理论、稳健统计等新理论和技术的发展,给遥感统计分析注入了新的活力,如模糊聚类、径向基函数(RBF)模型、空间自相关理论等方法已经在实际遥感地学分析的应用研究中获得检验。对传统统计模型进行扩展,是遥感影像统计分析的发展趋势。

1 常规遥感数理统计方法的局限性

1.1 参数化和非参数化统计分析模型

遥感数理统计分析模型,根据其概率密度分布(Probability Density Function, PDF)是否可参数化,被分为参数化统计分析模型和非参数化统计分析模型。如 BAYES 最大似然分类器(Maximum Likelihood Classifier, MLC),要求预先假设各类别在特征空间上的密度分布服从高斯密度分布(Gaussian Density distribution, GDD),属于典型的参数化统计分析模型。现从密度分布角度对统计模型的局限性进行分析。

(1) 参数化统计模型的局限性 在很多具体地学分析中,参数化密度分布的预先假设并不一

定能得到满足,一些常见的参数化分布形式,如高斯分布,并不一定适合实际情况的复杂概率密度分布。传统的参数化概率密度分布大多是单峰形式的,即只有一个极大值,而实际问题中可能包含多峰的密度分布,比如在遥感影像中的水体信息,由于其深浅、浑浊、表面波浪等程度的不同或外界因素的差异,其在特征空间上的分布往往表现为多种峰式分布;另外,不同类别的地物在特征空间上的分布可能存在重叠或相互交错,因此就不能把这种复杂的分布通过纯粹的参数化形式表达出来。

(2) 非参数化统计模型的局限性 非参数化统计分析模型中,无须用假设来设置概率密度分布的形式,如可以用非参数估计模型进行特征空间边界决策函数的定义^[2]。一般采用两种方式来确定统计决策函数:一是根据样本模式来估计密度分布函数 $P(X|g)$,如果估计比较符合,就在统计模型中将其作为密度分布^[3];二是直接估计后验概率 $P(g|X)$,例如最近邻法则,就是绕过概率的估计而直接求决策函数的方法。非参数化统计分析模型往往需要从大量的样本数据中估计概率分布,其容易受到干扰噪声的影响,不够稳健,搜索特征空间时往往计算很复杂,计算量很大,而且难以获得最优解。

1.2 其他主要问题

(1) 与地学规律脱节 常规的遥感数理统计分析模型,目前主要还停留在基于要素间相互独立、假设空间特征和空间关系参数化分布或非参数化估计等以数学模型为基础的统计计量阶段,事实上,遥感信息是地学规律复杂性、不确定性的综合反映,遥感影像中包含的地学要素之间关联性相当复杂,因此表现在特征空间中,分布规律是难以用一般参数模型来确定的,导致传统的统计分析方法在处理复杂的遥感信息的过程中与实际存在一定的偏差;另外统计分析方法主要以数值化、量化、结构化的空间数据为处理和分析对象,而纯粹的数理统计模型,是很难与一些模糊的、常识性的地学知识相结合的,从而造成统计分析模型与实际地学规律之间的脱节。

(2) 计算复杂性 遥感影像是以栅格结构组织起来的大规模数据集的综合,而遥感影像统计分析模型中往往包括了许多复杂的计算过程,造成了其计算的庞大性。例如,对于空间结构的处理和分析,传统的统计分析模型,往往采用移动式窗口的重复计算,其计算复杂性更是显而易见。

2 遥感影像统计分析模型的扩展

2.1 扩展方向

以上所述的局限性导致了传统的统计分析方法处理复杂空间信息所获得的结果与实际往往存在较大偏差,因此需要对现有的各种统计模型融合地学知识等进行扩展(如图1)。

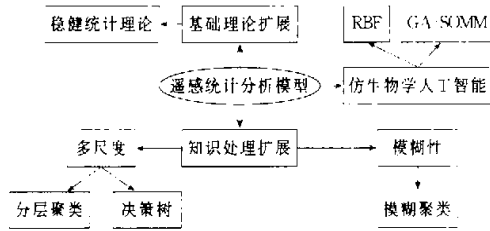


图1 遥感影像统计模型的扩展

对传统统计分析模型进行扩展,其主要扩展方向为:

(1) 在统计模型中必须首先考虑与实际地学规律相吻合,使模型能准确反映地学现象和地学过程,即在统计模型中考虑融合地学分析思想,加入地学知识处理能力,来提高统计分析模型与实际地学规律和地学分布的相符性,统计模型与地学知识处理模型集成,拓宽了统计模型在遥感地学分析的应用道路。

(2) 统计分析模型与传统的地学分析模型和方法结合,一方面拓宽了传统地学分析方法的定量化分析道路,另一方面使统计分析模型融合了地学分析的思路,使统计分析理论进一步适合于遥感地学分析,如分层分类方法与统计理论结合形成了基于尺度空间的分层聚类方法和统计决策树方法。

(3) 随着模糊集理论、神经计算理论、进化计算理论、稳健统计理论、知识处理模型等一批新的人工智能理论和技术的发展,统计分析方法与这些理论和技术相结合,产生了基于人工智能结构的数理统计模型,以及一些新的混合型统计分析模型,如模糊聚类、径向基函数RBF神经网络模型、空间自相关理论、基于尺度空间的视觉模糊聚类、模拟退火的BOLTZMAN 机等模型,这些模型在一定程度上克服了传统统计模型的缺陷。

总之,数理统计分析模型真正要克服其在实际地学分析中遇到的局限性,充分发挥其定量化分析的优点,必须结合现有地学分析的一些理论和方法,取长补短,拓展数理统计的遥感分析模型。

2.2 地学知识处理模型与统计分析模型的集成

统计模型应用于遥感地学分析,必须与实际地学规律相符合,其途径之一是在统计模型中,融合地学分析和知识处理模型。地学知识是反映地学属性、地学现象、地学过程等形式化的描述信息。根据知识的可表达性,地学知识一般可分为结构性知识和非结构性知识,根据地学知识的表达特性,地学知识与统计模型的融合也可通过两种方式进行:(1)非结构性地学知识由于其本质是松散、动态及不规律的,主要依靠地学专家的直觉、价值观、经验、判断及常识获得,其语义上往往是模糊的、不确定的,由于非结构性知识一般难以用数值形式进行表示,其一般通过符号逻辑形式加以表达,如语义网络、产生式规则、模糊逻辑、框架结构等,因此非结构性地学知识,一般是用外面的、比较松散的融合方式参与到地学统计模型中;(2)结构性地学知识可以表达为严谨的数学式样或程序描述过程,因此结构性地学知识可以通过数值型的表达式或程序过程,直接融合到统计分析模型中,这种融合方式称为直接耦合式的融合。

2.2.1 松散型集成

地学知识处理系统与统计分析模型的松散型融合结构,包括统计分析处理单元(SAM)和基于符号逻辑的地学知识处理单元,各单元间相互独立。统计分析处理单元主要进行以数值统计计算为主的数据处理,完成对遥感影像统计层的分析,地学辅助信息的参与是通过在统计分析处理单元中,增加输入特征空间的维数来实现的,而地学专家知识的参与则是在符号逻辑的知识处理单元中,通过逻辑判断和空间推理形式(如基于规则的“IF THEN”)与统计分析计算模型串行联结来实现的,其目的是对遥感数据的统计处理结果进行知识层的确认和纠正。

如图2,以遥感影像分类为例,统计分类器接受样本数据,通过统计决策模型,获得对特征空间中各类别子空间的划分;然后接受待分类遥感数据的特征向量,通过统计决策判断函数输出归属类别;最后,在知识处理单元中,通过辅助地理信息和地学决

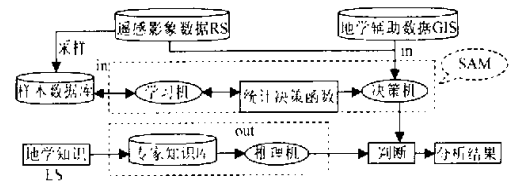


图2 地学知识系统与统计分析模型的松散型集成结构

策规则,对分类结果进行进一步的判断、推理、验证,以改善分类精度。在该结构模型中,统计分析处理单元与其他处理单元(如影像处理、专家系统)之间,在功能上是相对独立的,相互间只是通过数据流之间的串联交换,来实现整个计算和分析流程。

地学知识处理系统和遥感影像统计分析模型之间这种松散型集成结构,是现在基于知识的遥感影像数理统计分析模型的主要框架结构,各模型之间的主要区别在于基于统计模型或基于知识模型的侧重点不同而已。

2.2.2 紧密型集成

遥感数理统计分析模型与地学知识处理模型的紧密耦合型融合模型(如图 3),是通过建立统一的表达模型架构,使结构化的地学知识直接参与到统计分析模型中,实现获得能反映真实特征空间分布的统计分布决策函数。紧密耦合集成主要是基于统计分析的数值化计算模型和结构性知识的可表达特性,以遥感影像为处理对象,建立基于统计分析模型的遥感地学分析知识处理系统,其关键包括地学知识的表达、地学知识的自动获取、地学知识库的组织等。其中知识的表达是融合的关键,是指对知识进行模型化和形式化,即将其转化为整个系统或模型能够接受的数字或符号形式。在地学统计分析模型中,地学知识是以数字化形式进行隐式表示,即将问题的若干知识以数学表达式分布在统计模型中,并且能表示一定的复杂关系和模糊因果关系。

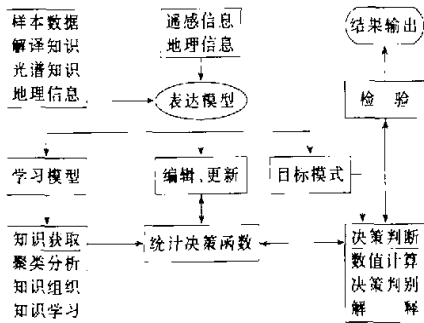


图3 地学知识系统与统计分析模型的耦合型集成结构

例如,遥感影像的聚类分析是在没有预先训练的情况下,根据样本间的统计相似度或者样本空间距离进行融合聚类的,其往往与实际的特征空间分布不太一致,从而导致其聚类结果与实际存在着偏差。在实际工作中,对遥感影像所覆盖的区域可能不能详细了解,因此难以用常规的完全监督分类方法

去选取训练样本,而借助地图信息、专家解译经验、地物光谱特征、空间分布特征、地学专家等知识却可获得影像的部分地学特征,且这些知识或地学特征可以作为辅助信息来改进影像的分类精度。通过对这些地学知识进行形式化地处理,然后直接用于对聚类过程中的样本分布估计,获得比较接近于实际分布的统计决策函数,以提高影像分类的精度。

3 几个遥感数理统计分析模型的扩展

3.1 层次结构的统计分析方法

传统遥感地学分析主要采用了几十年来积累的地理学分析方法,如区划方法、相关分析法、环境本底法、主导因素法、分层分类法等等^[1]。其中,层次分析方法是较重要的地学分析方法,是在地学模型支持下,逐步对目标进行判别分析。遥感地学分析中的分层分类方法,是根据景观分异的树状模式,对景物总体结构进行逐级分类,并按总体结构特征建立分类标志,设计相应的分类规则,对影像中的象元进行逐层的判别分类。典型的成功应用,如我国腾冲航空试验中利用彩色红外航空遥感影像进行分层植物分类。

这些地学分析方法主要是从定性化的地学角度,对遥感信息进行分析、判断和综合。定量化的统计分析模型与这些地学分析方法相结合必将产生新的量化、符合地学规律的更有效的地学分析模型。具有层次结构的统计分析方法主要包括分层聚类^[2]、分层统计分类等。如 Ediriwickrema 等设计的分层象元分类方法(HPC)是一种基于多维特征空间的层次结构的参数化统计分布模型,其可获得更可靠的先验概率密度分布,实验证明,在分类精度上,HPC 方法比标准的最大似然方法(MLH)有一定程度的提高^[3];Friedl 等应用决策树分类方法进行遥感土地覆盖的分类研究,通过与传统的最大似然方法(MLH)和线性分类器相比较,认为层次结构的决策树分析方法具有非参数化、抗干扰、易于地学知识融合等优点,分类结果同时也证明了其在精度上有实际意义的改进^[4]。

3.2 统计理论和仿生生物学人工智能技术的结合

(1) 统计理论与神经计算技术的结合——以 RBF 为例 20 世纪 90 年代以来,人工神经网络(ANN)大量应用于遥感影像分类和信息提取,如土地覆盖分类、空间结构信息提取、模糊分类等等。这些经典的基于人工神经网络(ANN)模型的遥感影像分类方法,主要采用的是基于误差反向传播(BP)

学习算法的前向多层感知器(MLP)模型结构.与传统的假设高斯密度分布的统计分类器(如最大似然方法——MLC)相比较,ANN分类器具有不需要先验统计分布、非线性复杂映射、可融合多种类型数据(如地理信息)、并行计算等优点,因此在分类结果的精度上往往优于统计方法.但是,基于梯度下降规则的BP学习算法也存在学习速度缓慢、容易陷入局部极小、振荡导致收敛、网络结构难以确定等缺陷,而这些都是实际应用的关键问题.近年来,很多学者对BP算法进行了一些改进,包括引入遗传算法(GA)的进行学习优化和确定网络结构、动态改变学习速度、引入动量项等等,但是这些并不能从根本上改变BP算法存在的上述问题.另外,地学知识的参与是进一步提高分类精度的关键,BP算法在知识融合方面存在其局限性.

径向基函数(Radial Basis Functions—RBF)神经网络(RBFNN)是融合了参数化的统计分布模型与非参数化的感知器模型的一种前向网络结构.RBF的原理是通过用分解的统计分布特征来表示稀疏样本空间中的非统计分布,然后用线性神经网络连接结构来获得模式与类别的映射.RBFNN具有结构简单、学习速度快、可融合知识等优势,同时也可根据调节RBF函数获得复杂的映射关系.

(2) 统计理论与进化计算技术结合 遗传算法(Genetic Algorithms, GA)作为进化计算理论的重要组成部分,是70年代从Holland开始,先后由Jong、Grefenstette、Goldberg、Davis等发展的一种模拟生命进化机制发展起来的搜索优化方法^[12-14].GA模拟了自然选择和遗传中发生的繁殖、交配和突变现象,即从一初始种群开始,通过随机选择、交叉和变异操作,产生一群新的更适应环境的个体,使群体进化到搜索空间越来越优的区域.GA采用了生物进化和遗传的思想.其与传统的数学优化方法(包括微分法、枚举法、随机搜索法等)相比较,具有不受限制条件的约束、减少收敛于局部极小的可能、处理并行性、易于分析模型结合等特点.在很多基于数理统计的复杂遥感地学分析模型中,无论是参数化统计模型还是非参数化统计模型,利用传统的迭代优化算法进行计算都是很复杂的,而且往往容易陷入局部极优点,而难以获得最优解.GA可作为这些统计模型的优化工具,其是对生命进化中的逐步优化过程的简单模拟;是对地学过程的认知更接近人对自然的认识过程;是对传统优化方法的

一种革命性突破.

3.3 基于稳健统计理论的遥感地学统计分析模型

(1) 稳健统计理论

稳健性(Robustness),又指鲁棒性,是指具备的一定抗干扰的能力.稳健统计理论(Robust Statistics)是近年来数学和人工智能领域中发展起来的一个新兴的统计学理论.Huber认为一个稳健系统应该具有3个特点:必须有一个比较合理的、高效率的假设模型;模型中出现的小偏差对系统总体性能影响不大;模型中出现大的偏差也不会使整个系统崩溃.系统崩溃点的定义为:

$$\epsilon; (T, Z) = \min \left\{ \frac{M}{N}; \text{bias}(M; T; Z) > \xi \right\}$$

其中, Z 表示有 N 个数据的点集; T 为估计者; M 表示 Z 中偏离点(Outlier或“坏点”)的个数; $\text{bias}(M; T; Z)$ 为系统的偏离程度; ξ 为达到系统崩溃的临界值.理论上,一个稳健系统的崩溃点要求至少达到0.5.

稳健统计理论在本质上与模糊集理论是相互关联的^[12-14],其“尺度”、“权”等特征与模糊集理论中“隶属”概念是相同的.典型的稳健统计模型包括:最小体积椭圆模型(MVE)、协同稳健估计模型(CRE)、随机概率最小化模型(MINPRAN)、高斯混合密度降解模型(GMDD)等等,这些方法与传统统计模型比较,在抗干扰能力上都表现出一定的优势.

(2) 以GMDD为例的基于稳健统计理论的遥感影像统计分析模型

遥感信息由于其模糊、不确定等特征,以及多种干扰等因素,使得很多蕴涵在遥感影像中的特征,很难用常规方法来获取.在稳健统计理论的支持下,发展遥感地学稳健统计分析模型,在一定程度上能从大量复杂的遥感数据集中提取特征信息.这里以高斯混合密度降解模型(GMDD)为例,说明稳健统计理论在遥感地学图解中的应用.

在实际的地学应用模型中,特征空间的分布模型并不一定完全符合高斯密度分布,其往往需要根据实际的地学分析模型去确定特征分布.分布模型可能是十分复杂的,所以就难以用一个参数化分布模型去表达这种复杂分布,因此用传统的参数化统计分布模型和迭代优化模型是难以去寻找最优特征解的.混合密度降解模型(MDD)是一种对特征空间中数据集,采取逐步降解的聚类方法,每一步通过确定稳健统计分布函数 F ,逐步在空间中挖掘最符合 F 分布的数据集,直到全部数据集都归属为不同的类别中.MDD

方法与传统的统计聚类方法(如 ISODATA 等)相比较,其主要优点包括^[12]:特征类别不限定、抗干扰力强、参数估计与初始无关、考虑密度分布的可变性等。GMDD 的分布模型是假设特征空间由一组混合的高斯(Gaussian)分布组成,通过梯度下降的迭代算法来获得特征空间中密度分布最为密集的点集,然后逐步分离特征空间,直到特征空间全部分解为一组以特征模式为中心的密度分布集为止。“空间逐步寻优的数据挖掘方法”(GA-SOMM)模型,其实也是以 GMDD 理论为基础,结合了地学分析模型和 GA 优化算法的一种遥感影像数据挖掘和聚类模型^[13,16]。

4 结论与展望

一般统计分析方法在处理遥感信息时,获得的结果与实际往往存在较大偏差。本文从几个方面对传统统计分析模型进行扩展,一方面引入新的智能计算模型,另一方面在统计模型中考虑融合地学规律,即通过加入地学知识,来拓宽统计模型在遥感地学分析中的应用道路。随着模糊集理论、符号知识处理系统、人工神经网络、进化理论、稳健统计等新理论和技术的发展,统计分析方法与这些理论和技术相结合,产生了一些新型方法,今后对遥感影像统计扩展模型研究的工作重点是首先解决空间数据和地学知识的不确定性及其表达,其中包括建立遥感信息、地理信息的模糊性和复杂性的定量化表达和分析模型,实现将遥感信息、地理信息、地学知识一体化的不确定性表达的结构,并融合于遥感地学分析模型中;其次是如何进一步开拓地学领域知识的处理模型,将统计理论与地学分析的规律性相结合,使其更适应于具有地学分异和发展规律的遥感统计分析模型,并使模型具有地学稳健性。

参考文献

- 1 左大康主编,现代地理学辞典[M].上海:商务印书馆,1990.
- 2 Fischer M M, Getis A. Recent developments in spatial analysis: Spatial statistics, behavioural modelling, and computational intelligence[M]. Berlin Springer Verlag, 1997.
- 3 Lee C, Landgrebe D A. Decision boundary feature extraction for non-parametric classification[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 1993, 23(2): 433~444.
- 4 Hoffbeck J P, David A, Landgrebe, covariance matrix estimation and classification with limited training data[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(7): 737~767.
- 5 陈述彭,赵英时. 遥感地学分析[M]. 北京:测绘出版社,1990.
- 6 Fisher D. Iterative optimization and simplification of hierarchical clustering[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1995, 1(1): 117~179.
- 7 Ediriwickrema J, Siamak Khorram. Hierarchical maximum-likelihood classification for improved accuracies [J]. IEEE Transactions on Geo-Science and Remote Sensing, 1997, 35(4): 810~816.
- 8 Friedl M A, Brodley C E. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data [J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 61(2): 399~409.
- 9 Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. USA, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- 10 Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, reading [M]. Mass: Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
- 11 Booker L B, Goldberg D E, Holland J H. Classifier systems and genetic algorithms[J]. ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 1989, 40(1): 235~282.
- 12 Zhuang X, Yan Huang, Yuxin Zhao. Gaussian mixture density modelling, decomposition, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(9): 1293~1301.
- 13 Zhuang X, Yunxin Zhao, Yan Huang *et al.* An initial independent and highly noise-resistant fuzzy possibilistic clustering algorithm [A]. In: International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks [C]. Hong Kong, 1994, 13~16.
- 14 Dave R N, Raghu Krishnapuram. Robust clustering methods: A unified view[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1997, 5(2): 270~293.
- 15 骆剑承,周成虎,梁怡. 空间逐步寻优的数据挖掘法的多波段影像分类研究[J]. 地球信息科学, 1999, 6(1): 52~55.
- 16 骆剑承,周成虎,马江洪. 遥感影像特征发现的稳健统计模型研究[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(11): 952~955.



周成虎 1964年生,博士,研究员,现任中科院资源与环境信息系统国家重点实验室主任,中国科学院与香港中文大学“地理信息科学联合实验室”主任,主要从事地球信息科学、地理信息系统、遥感与地学分析模型等研究工作,发表论文60余篇,出版专著与文集10余卷册。



骆剑承 1970年生,博士,现于资源与环境信息系统国家重点实验室从事基础研究,并为香港中文大学博士后研究人员,研究方向是空间数据挖掘、遥感图像处理、空间信息认知等,发表论文20余篇,专著1本。