

高光谱遥感信息智能处理的若干理论与技术问题

Some Theoretic and Technical Issues on Hyperspectral Remote Sensing Information Intelligent Processing

杜培军/DU Pei-jun¹, 陈云浩/CHEN Yun-hao²

1. 中国矿业大学地理信息与遥感科学系, 江苏徐州 221008

2. 北京师范大学资源学院, 北京 100875

1. Department of Remote Sensing and Geographical Information Science, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, Jiangsu Province, China

2. College of Resources Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

[摘要] 高光谱遥感信息处理自动化与智能化具有重要的理论意义和实用价值。作为有效的机器学习算法, 支持向量机具有适用高维特征、小样本与不确定性问题的优越性, 是一种极具潜力的高光谱遥感分类方法, 但需要解决多类问题分类策略、核函数选择与优化、不确定性控制等问题。对高光谱遥感数据挖掘的若干基本问题进行了分析, 在构建其框架体系与处理流程的基础上, 探讨了可以发现的知識类型、典型的挖掘模式, 并分析了一些主要挖掘算法和关键技术。

[关键词] 高光谱遥感, 智能信息处理, 数据挖掘, 支持向量机

[中图分类号] P237, TP751

[文献标识码] A

[文章编号] 1000-7857(2006)01-0047-05

Abstract: Hyperspectral remote sensing information intelligent processing has significant theoretical and practical values to its wide applications. Support Vector Machine, as one effective mean of machine learning, is a potential classification approach to hyperspectral RS because of its suitability for high-dimensional dataset, insufficient samples and uncertainties. But it is necessary to pay more attentions to the following issues based on the characteristics of hyperspectral RS information: multi-class classification strategy, optimization of support vector and feature space, selection and optimization of kernel function and so on. Oriented to the requirements of intelligent information processing, the framework and processing flow of hyperspectral RS Data Mining (HRS DM) is proposed, and the types of discovered knowledge and typical DM modes are discussed.

Key Words: hyperspectral remote sensing, intelligent information processing, data mining (DM), Support Vector Machine(SVM)

CLC Numbers: P237, TP751

Document Code: A

Article ID: 1000-7857(2006)01-0047-05

1 引言

高光谱遥感是 20 世纪末对地观测技术最重大的突破之一, 也是当前乃至今后一段时间的遥感前沿技术, 与合成孔径雷达 (SAR)、激光雷达 (LIDAR) 并列为今后最具发展前景的遥感信息获取技术。高光谱遥感信息具有数据量大、波段多、波段相关性强、信息冗余多、图谱一体化等特点, 蕴含信息丰富, 处理过程复杂, 如何对其进行高效处理是遥感领域近年来研究的热点^[1-4]。随着人工智能、机器学习、数据挖掘、高性能计算等相关学科技术的发展, 遥感信息智能处理近年来已成为一个研究的热点^[5]。智能处

理有助于解决当前高光谱遥感信息处理中存在的诸如数据量大、处理过程复杂、速度慢、效率低、过多依赖于专家经验和人工参与等问题。本文将对高光谱遥感信息处理方面的一些基本问题进行探讨。

2 高光谱遥感信息智能处理

高光谱遥感信息智能处理的基本思想是: 针对高光谱遥感数据的特点, 在人工智能、知识工程、计算智能等多学科理论支持下, 在信息处理中引入结构化和非结构化的领域知识、辅助信息和背景数据等作为处理过程中直接和间接的判据, 通过知识

和数据的综合推理分析提供结论, 实现高光谱影像信息的快速处理。为了保证这一过程的顺利实现, 合理的技术流程是前提, 优化的处理策略是基础, 可靠的领域知识是关键, 有效的推理机制是保证。

2.1 技术流程

智能信息处理的核心和关键是知识和推理机制的引入, 以高光谱遥感信息中典型地物识别为例, 首先必须获取关于该地物在遥感影像中具有的知识和知识, 然后通过特定算法进行高光谱遥感影像特征提取, 再按照一定的知识推理机制 (如决策树、产生式规则等) 提取符合要求的象元或

收稿日期: 2005-09-26

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40401038)、测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金项目 (2004 重点项目第三子课题)

作者简介: 杜培军, 男, 江苏徐州中国矿业大学, 教授, 主要研究方向为高光谱遥感、遥感信息融合与数据挖掘、资源环境遥感; E-mail:

dupj@vip.163.com, dupj@pub.xzjinfo.net

分割后的区域。图1为高光谱遥感信息智能处理的技术流程和框架体系。

2.2 知识获取

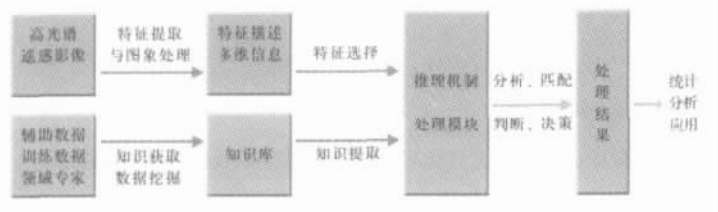


图1 高光谱遥感信息智能处理技术流程

Fig. 1 Flow chart of hyperspectral RS information intelligent processing

在智能信息处理中,知识获取是后续工作的基础和关键。根据高光谱遥感信息的特点,可采取的方法包括专家调查、统计归纳和数据挖掘等。

专家咨询是人工智能领域经典的知识获取方法之一,其根据特定的任务要求,充分应用领域专家具有的专业技能和知识,形成对特定对象的规则化描述作为后续信息处理的指导。早期高光谱遥感信息处理中往往要通过专家获取一些特定的规则与特征,如通过对某类地物光谱曲线的分析和不同地物光谱曲线的比较,可以确定某些波长对于地物识别的有效性;或者通过对地物物理组成与性质的分析,得出某类地物应该具有的光谱维特征,进而确定对特定地物分类或提取有效的波段和特征。

统计归纳是一种简单易行的知识获取方法。通过对原操作数据集或其某一子集的统计、分析,以发现其中一些有用的规则。如通过对某类地物若干训练样本的反射、吸收特征的提取,分别组成若干集合,通过集合求交等运算,发现该类地物识别中有效特征的波段位置。又如要发现区别某两类地物有效的波段,可对这两类的光谱特征集合进行分析,可以发现区分两类地物有用的波段和相应的特征。

此外,通过数据挖掘技术发现对高光谱遥感信息智能处理有用的知识具有较好的应用前景^[6-10]。

2.3 推理机制

根据高光谱遥感信息的特点,知识可以采用产生式规则、决策树等方法进行描述,产生式规则多用于分类处理,而决策树组织的知识则可以应用于典型信息提取和地物识别。

产生式规则推理机制是最简单的手段之一,通过“if <condition> then <conclusion>”语句来表达。if子句对特征状态进行描述,then子句对结论进行描述,形成从特征到结论的完整描述,在具体推理时,根据待处理象元提取的特征与相应的规则进行条件匹配,当特征状态值满足某一条件时,就将相应的结论赋予该象元。在遥感分类

中,针对多条特征之间的关系以及信息中存在的确定性等因素,往往可能出现某一象元同时符合不同地物类别的若干条规

则,导致判断时出现不一致的结论。为了克服这一情况,一般将表达语句表示为“if <condition> then <conclusion> confidence <value>”,其中confidence <value>表示该规则的置信度,value的取值从0到1,1代表完全可信,0代表完全不可信(即在处理中可以根据该条排除若干结论),0、1间的任一小数表示该规则的置信度,置信度越大,结论的可靠性越高。最后对于某一象元或地物,根据其对各条规则的置信度进行模糊综合运算,取置信度最高的一类作为最终类别。

决策树在面向遥感信息智能处理的知识推理中得到广泛应用。基于决策树的推理比较简单,为了直观起见,假设决策树以二叉树表示,在树的每一结点上根据某一属性或特征值将其划分为两个归属,依此逐层划分,直到最终叶结点作为一系列知识推理后的结果。

2.4 若干关键技术探讨

2.4.1 神经网络的应用

神经网络(ANN)近年来在遥感图象处理中得到了广泛应用,在高光谱遥感信息处理中也得到了一些应用^[11]。神经网络应用于高光谱遥感信息处理的一个主要问题是高光谱遥感具有几十甚至上百个波段,维数很高,必然要求有大量神经元。以BP网络为例,有多少个波段,就要有多少个输入神经元,导致网络拓扑结构复杂、运算速度慢。因此要将ANN进一步应用,就必须解决高维数据处理的问题。从目前来看,几种可行的方法包括:

1) 先进行降维操作,然后应用神经网络进行处理;

2) 将多种神经网络系统集成应用,如应用自组织网络(ART)网络在光谱维进行聚类,将若干波段的图象合并为1幅图象,然后再应用BPNN对第一层处理后的若干图象进行分类;

3) 多层并行神经网络,将原始数据分成若干组,每一组对应1个神经网络,各神经网络的处理结果最后作为1个神经网络的输入,再进行神经网络分类。

2.4.2 智能处理与传统模型的结合

高光谱遥感信息处理中一些有待解决的问题包括波段选择与数据压缩、混合象元分解、高光谱分类、地物细分识别、定量反演等。波段选择的任务是从几十、上百个波段中选择若干最有效的组合方案用于信息提取、分类,波段选择也可以被看作是简单的特征挖掘,从海量信息中获取对特定应用目标有效的若干波段进行分析,在保证精度的同时降低了数据量、提高了运算效率。但从信息的智能处理来看,仅有原始数据的某一子集是不够的,关键在于获取隐含于原始数据之中的知识、规则和特征以进行智能化处理。

混合象元分解是高光谱遥感信息处理中一个相当重要的问题,目前所应用的一些模型包括线性分解模型、非线性分解模型(往往先线性化后再分解)、修正的高斯模型、光谱吸收指数模型等,主要是基于统计理论的。如果能够将数据挖掘发现的特征与知识应用于亚象元分解,则既可以充分应用参考数据,又能够应用原始数据中隐含的知识,从而克服传统统计方法的不足。

将智能处理方法与一些传统的高光谱遥感处理模型相结合,能够提高传统模型的自动化程度和处理效率,进一步必然促进实现高光谱信息智能处理的发展和应用。

2.4.3 GIS支持下的高光谱遥感信息处理

随着高光谱遥感应用的发展,将GIS中的空间信息和空间分析功能与高光谱遥感信息相结合,有望为高光谱遥感信息的智能处理提供支持。GIS在高光谱遥感信息处理中可以发挥的作用主要包括:提供训练区或参考区,作为高光谱遥感信息处理的背景信息;提供图象处理中需要的空间分析功能;GIS中的部分信息或数据可以直接参与分类和信息处理或作为辅助的解译依据;GIS对处理结果进行判断或分析等后处理^[12]。

2.4.4 信息融合与高光谱遥感信息智能处理

遥感信息融合包括数据层融合、特征层融合和决策层融合。决策层融合有望在高光谱遥感信息智能处理中发挥重要作用,一方面高光谱遥感信息本身可以分成若干组,每一组分别进行分类后,按照证据理论将各组分类结果进行融合,得到最后的分类结果;另一方面高光谱遥感信息可以和其它信息进行融合,对于高空间分辨率或其它遥感信息分类精度不够、同物异谱或同谱异物现象可以通过高光谱遥感信息辅助解决,最后将分类结果进行融合即可。其中一个关键的技术问题是如何根据不同情况设计有效的融合算法。

3 基于支持向量机的高光谱遥感分类新方法

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 作为一种最新也是最有效的统计学习方法, 近年来成为模式识别与机器学习领域一个新的研究热点^[13-14]。SVM 在小样本学习、抗噪声性能、学习效率与推广性等方面都优于人工神经网络以及当前其它的机器学习算法。遥感图象分析与处理是 SVM 应用一个热门的研究方向, 特别是在高光谱遥感分类中, SVM 优越性得到了充分体现。

3.1 SVM 应用于高光谱遥感分类的进展

SVM 应用于分类时具有适用于高维特征空间、小样本统计学习、抗噪声影响能力强等特点, 在遥感分类中的一些试验表明能够达到比传统最大似然分类器 (MLC)、人工神经网络分类器更高的精度。Fabio Roli 等使用线性核、多项式核和 RBF 核, 选择不同参数进行试验, 平均分类精度在 89.4%~91.5% 之间, 其中线性核函数的分类精度较低, 而 RBF 核的精度最高, 同时, 试验表明 SVM 的分类精度优于 k-NN、MLP 等^[15]。骆剑承等将 SVM 应用于遥感影像空间特征提取与分类, 说明 SVM 不但能获得比较高的分类精度, 而且在学习速度、自适应能力、特征空间维数不限制、可表达性等方面具有优势^[16]。J. A. Gualtieri 等对同一区域分别按照 4 类和 16 类问题用 SVM 进行高光谱分类, 分别获得了 96% 和 87% 的分类精度, 发现 SVM 用于高光谱分类的最大优点就是能够直接对高维数据进行处理, 而不必经过降维处理, 从而保证了光谱信息的充分应用^[17]。Mahesh 等应用 SVM 对 ETM+ 和高光谱数据 DAIS 进行分类, 发现在相同训练样本的情况下, SVM 的精度最高, 特别是在样本数固定的条件下, 参与分类的特征越多 (波段越多), SVM 的分类精度提高, 而对于神经网络和最大似然分类器而言, 当波段数超过 50 后, 分类精度随波段数的增加而降低^[18]。G. Camps-Valls 等采用 SVM 对高光谱图象进行作物分类, 证明 SVM 的分类效果优于神经网络, 而且在高维输入时神经网络无法训练但 SVM 可以正常使用, 并认为 SVM 在高维时可以避免噪声波段的影响^[19]。G. Camps-Valls 等应用 SVM 对 HyMap 高光谱影像进行分类和知识发现, 说明 SVM 在精度和稳健性方面要优于神经网络, 能够取得比神经网络更好的分类效果, 并能够成功地探测噪声波段, 特别是在不进行降维处理的情况下, SVM 非常有效^[20]。C. A. Shah 等试验发现 SVM 用于分类不需要降维, 分类精度达到 97%, 不受 Hughes 现象的影响, 能够很好地应用于高光谱分类^[21]。

3.2 SVM 应用于高光谱遥感分类需要解决的问题

尽管目前对 SVM 应用于多光谱和高

光谱遥感分类的试验表明其精度高于传统统计分类和神经网络分类方法、不受特征空间维数限制、能够克服 Hughes 现象, 但至少在以下几个问题方面还需要进行深入研究: 核函数的选择与优化; 分类方案的选择与优化; 高光谱遥感中不确定性的控制与多种特征的综合。

核函数的选择在 SVM 分类处理中发挥着重要作用, Mercer 准则是构造核函数应该满足的条件。如何针对特定问题选择核函数目前并无一个准则, 是一个比较困难的问题。徐芳等在航空影像纹理分类中对线性核、多项式核和径向基核试验的结果表明不同核函数对分类正确率没有本质影响^[22]。但更多研究表明核函数对分类精度具有一定影响。S. Amari 等利用实验数据对核函数的修正来改进 SVM 分类器的性能, 使其能更好地与实际问题吻合, 以提高 SVM 分类器的精度^[23]。针对核函数未考虑光谱特征的生化特性的问题, G. Mercier 等使用基于光谱的核进行高光谱影像分类, 提出一些考虑光谱相似性的改进核, 将径向基核、KMOD 核中的二次距离用光谱相似性度量中有效的光谱角 (SA)、光谱信息散度 (SID) 等代替, 仍然符合 Mercer 准则, 能够作为分类中新核函数, 应用于 CAS 数据分类的结果表明基于光谱的核能够取得更好的分类效果^[24]。另外, 根据 Mercer 准则, 核函数的线性组合仍然符合 Mercer 准则, 因此可以作为核函数在分类中使用。G. Mercier 等提出了混合核 (Mixture of kernels) 即多个核函数的线性组合, 通过基于光谱的核和基于二次距离的核的线性组合, 有望取得最好的分类精度^[24]。刘志刚等运用若干个核函数之和代替 SVM 中的核函数时, 对不同物理意义的特征向量选择不同的核函数, 并应用于遥感影像土地利用分类中, 取得了较好的效果^[25]。

在分类策略方面, 最初 SVM 主要是针对两类问题, 但遥感分类时一般都是多类问题, 特别是高光谱遥感分类中往往要涉

一种是建立 $K(K-1)/2$ 个向量机, 每一个向量机都用来处理两类问题。M. Kanevski 与骆剑承等的研究都表明一对多 (One to rest) 即第一种策略实施简单, 能够取得较好的效果^[16,18]。

鉴于高光谱影像中存在着明显的不确定性, 控制不确定性也是高光谱分类中的一个重要问题。一方面可以在处理中加入滤波、误差探测等过程对数据进行预处理, 如 Han-Pang Huan 等针对噪声数据和粗差探测提出了模糊 SVM (Fuzzy SVM), M. Lennon 等则将非线性滤波器和 SVM 相结合^[26]; 另一方面则可以考虑光谱特征与其它特征的综合, 加入空间和结构特征如纹理特征、形状特征等。在多特征 SVM 分类方面, 万华林等集成纹理、边缘和颜色直方图作为图象的特征向量, 用 SVM 实现图象的语义分类, 说明集成的图象特征表示在图象分类中具有比其它特征表示 (如 Gabor 纹理、颜色直方图) 更好的性能^[27]。马永军等提出了距离度量和 SVM 结合的两层纹理分类器, 首先用欧氏距离度量纹理相似性, 对其拒识的部分再转入 SVM 分类, 从而充分利用了 SVM 识别率高和距离度量快的特点, 并且可以用距离度量去指导 SVM 的训练和测试^[28]。

4 高光谱遥感数据挖掘

目前高光谱遥感信息处理中主要是依靠人机交互式处理, 需要大量人力参与, 自动化、智能化程度不高, 针对这一问题, 已有学者提出了面向地物自动分类与识别的高光谱数据挖掘^[29-30]。

4.1 高光谱遥感数据挖掘及其特点

高光谱遥感数据挖掘是针对高光谱信息空间-光谱综合的特点, 应用数据挖掘与知识发现方法, 从大量高光谱数据中发现和提取对高光谱遥感信息处理有用的、隐含的模式和知识。高光谱遥感数据挖掘形成与作用可以用图 2 来表示。



图 2 高光谱遥感数据挖掘的形成与作用

Fig. 2 The formation and functions of hyperspectral RS Data Mining

及到地物类别细分问题。SVM 在处理多类问题时可以采用两种策略, 一种是把多类问题划分为多层两类问题, 每个 SVM 处理某一类与其它类的分别, 依次逐层划分; 另

4.2 高光谱遥感数据挖掘的框架体系

4.2.1 框架体系与处理流程

图 3 所示为高光谱遥感数据挖掘的框架体系, 可以看出, 从数据挖掘的基本理论

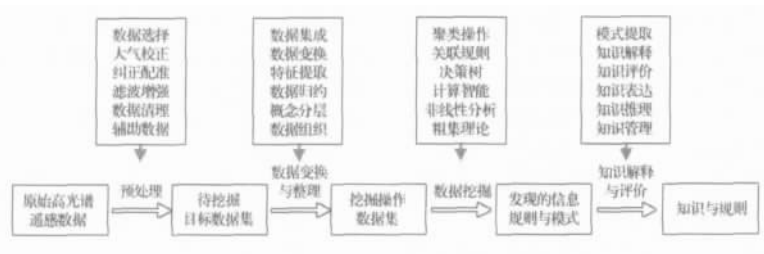


图3 高光谱遥感数据挖掘框架体系

Fig. 3 The framework of hyperspectral RS Data Mining

与框架体系来看, 高光谱遥感数据挖掘与常规数据挖掘基本类似, 但在具体的处理过程、策略与方法上, 则仍针对高光谱遥感数据的特点进行相应的构建。

4.2.2 可以发现的知识与挖掘模式

数据挖掘的最终成果是知识, 可发现知识的种类与特点是指导挖掘算法设计和模式划分的基础。结合高光谱遥感信息的特点与应用, 高光谱遥感数据挖掘可以发现的知識主要包括: 典型地物光谱特征; 空间特征与空间关系; 成因、表征与诊断知识; 不同波段关系与波谱知识; 动态变化知识; 异常提取与孤立点发现^[3]。

按照以上可以发现知识的类型和属性, 高光谱遥感数据挖掘的挖掘模式主要包括: 基于标准地物光谱数据库的挖掘; 高光谱遥感数据光谱维挖掘; 高光谱遥感数据空间维挖掘; 空间-光谱维综合挖掘; 背景信息和辅助数据支持下的挖掘。

4.2.3 主要挖掘算法与工具

空间数据挖掘可以采用的方法主要包括概率论、证据理论、空间统计学、规则归纳、聚类、空间分析、模糊集、云理论、粗集、神经网络、决策树等^[4]。从高光谱遥感数据挖掘的特点来看, 目前主要包括以下这些具有较好应用效果的方法。

1) 聚类。由于高光谱遥感信息的海量特点, 聚类是一种有效的挖掘算法。通过将信息从光谱维和空间维进行聚类, 挖掘隐含在其中的规则和知识, 对于解决波段选择、特征提取、纯净象元识别等问题, 具有明显的优越性。聚类一般要和其它算法结合进行, 如聚类操作和归纳学习的结合、聚类和决策树方法、聚类与统计的结合等。

2) 人工神经网络(ANN)。神经网络是数据挖掘和知识发现非常重要的方法, 包括前向神经网络、径向基函数神经网络、反馈神经网络、随机神经网络、自组织特征映射神经网络等都已得到了重视和应用。

3) 粗集理论和模糊理论。粗集(Rough set)理论是处理不确定性信息的有力工具, 近年来在数据挖掘与知识发现领域得到广泛应用, 在特征提取、知识约简等方面具有明显优势。此外, 其它处理不确定信息的工具如模糊理论、概率论、灰色理论等也有望

得到应用。

4) 关联规则。关联规则挖掘是数据挖掘最常用的方法之一, 高光谱遥感中的关联规则挖掘一方面要对传统算法如 Aprior 算法、抽样算法、DIC 算法等进行改进, 另一方面需要根据应用目标发展一些新的算法。

5) 决策树。决策树在高光谱遥感信息分类、典型信息提取等任务中都得到了应用, 在高光谱遥感数据挖掘中, 通过决策树学习可以建立对特定应用敏感的知识集, 以指导挖掘过程的进行。

6) 基于数据立方体的挖掘。高光谱遥感数据可以表达为一个数据立方体, 高光谱数据挖掘可以通过对数据立方体的操作如上卷、下钻、切片等实现, 特别是挖掘光谱-空间维综合知识的应用中, 基于数据立方体的操作有望发挥重要作用。

高光谱遥感数据挖掘将在智能信息处理和高水平应用方面发挥重要作用, 能够有效地应用于典型信息提取与识别、定量遥感与遥感反演、高光谱分类与亚象元分解、特征提取与最优特征组合选择等方面。

5 结论与展望

本文面向高光谱遥感技术发展、信息处理前沿与应用需求, 以智能信息处理为目标, 综合应用数据挖掘、空间数据挖掘、遥感数据挖掘等学科方向成果, 分析探讨了高光谱遥感数据智能处理的若干理论与技术问题, 重点研究了高光谱遥感信息智能处理的框架体系和实现模式、基于支持向量机的高光谱遥感影像分类和高光谱遥感数据挖掘的若干基本问题。今后的研究工作中, 我们将围绕具体的智能处理算法设计与平台开发、数据挖掘与智能信息处理应用、面向高光谱分类的支持向量机应用研究等具体问题开展系统深入的研究, 以促进高光谱遥感信息智能处理的发展。

(致谢: 感谢中国矿业大学科学基金(D200403)资助。)

参考文献(References)

- [1] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.

- [2] 刘建贵, 张兵, 郑兰芬, 等. 成像光谱数据在城市遥感中的应用研究[J]. 遥感学报, 2000, 4(3): 224- 228.
- [3] DATCU M, SEIDEL K, PELIZARRI A, Schroeder M, et al. Image information mining and remote sensing data interpretation [C]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2000. 2000, 7: 3 057 - 3 059.
- [4] KRUSE F A, LEFKOFF A B, BOARDMAN JW, et al. The Spectral Image Processing System (SIPS)—Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data [J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 44(1): 145- 163.
- [5] 周成虎, 骆剑承, 等. 遥感影像地学理解与分析[M]. 北京: 科学出版社. 1999.
- [6] 史忠植. 知识发现 [M]. 北京: 清华大学出版社. 2002.
- [7] HAN J, MICHELINE K 著. 范明, 孟小峰, 等译. 数据挖掘: 概念与技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.
- [8] 邱凯昌. 空间数据挖掘与知识发现 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [9] 何国金, 胡德永, 从柏林, 等. 卫星遥感数据开采与知识发现的信息论方法 [J]. 遥感技术与应用, 1999, 14(1): 42- 48.
- [10] 李德仁, 王树良, 李德毅, 等. 论空间数据挖掘与知识发现的理论与方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2002, 27(3): 221- 233.
- [11] 熊桢, 童庆禧, 郑兰芬. 用于高光谱遥感图像分类的一种高阶神经网络算法 [J]. 中国图象图形学报, 2000, 5A(3): 196- 201.
- [12] 秦其明. 遥感影像自动解译面临的问题与解决的途径[J]. 测绘科学, 2000, 25(2): 21- 25.
- [13] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别(第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [14] VLADIMIR N. VAPNIK 著, 张学工译. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社. 2000.
- [15] FABIO R, GIORGIO F. Support Vector Machines for Remote - Sensing Image Classification [J]. <http://citeseer.nj.nec.com>.
- [16] 骆剑承, 周成虎, 梁怡, 等. 支撑向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究 [J]. 遥感学报, 2002, 6(1): 50- 55.
- [17] GUALTIERI J A, CROMP R F. Support vector machines for hyperspectral remote sensing classification [C]. Proceedings of the SPIE, 27th AIPR Workshop, 1998, 221- 232.
- [18] KANEVSKI M, POZDNUKHOV A, CANU S, et al. Advanced Spatial Data Analysis and Modeling with Support Vector Machines[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2002, 4(1): 606- 615.
- [19] CAMPS- VALLS G, GOMEZ- CHOVA L, CALPE- MARAVILLA J, et al. Support Vector Machines for Crop Classification Using Hyperspectral Data [C]. <http://>

分子印迹聚合物应用研究进展

Progress in the Application of MIPs

刘志航/LIU Zhi-hang¹, 浣石/HUAN Shi¹, 蒋国平/JIANG Guo-ping¹, 宦双燕/HUAN Shuang-yan², 沈国励/SHEN Guo-li², 俞汝勤/YU Ru-qin²

1. 广州大学工程抗震研究中心, 广州 510405
2. 湖南大学化学/生物传感与计量学国家重点实验室, 长沙 410082

1. Earthquake Engineering Research Test Center, Guangzhou University, Guangzhou 510405, China
2. State Key Laboratory of Chemo/Biosensing and Chemometrics, Chemistry and Chemical Engineering School, Hunan University, Changsha 410082, China

[摘要] 综述了分子印迹技术的基本原理及其在分析传感技术领域和其它应用领域的最新进展, 分析了分子印迹技术存在的问题, 并指出了该技术的产业化潜力。

[关键词] 分子印迹技术, 专一识别性, 传感技术, 应用领域 [中图分类号] Q811.2, TP212, O657.7

[文献标识码] A [文章编号] 1000-7857(2006)01-0051-04

Abstract: Molecular imprinting polymers (MIPs) are new functional polymers, with specific spacial recognition ability to some molecules. In this study, the basic principle of molecular imprinting technology (MIT) and its application progress in many fields are summarized, including remarkable advancement in sensors. Present difficulties and potentials on commerce are involved.

Key Words: molecular imprinting technology, specific recognition ability, sensing technology, application fields

CLC Numbers: Q811.2, TP212, O657.7 Document Code: A Article ID: 1000-7857(2006)01-0051-04

1 引言

分子识别在自然界的生物进化中起着特别重要的作用, 化学家们利用一些天然化合物或合成化合物模拟生物体系进行分子识别研究, 在一定意义上构成了分子印迹技术 (molecular imprinting technology, MIT) 的雏形。自 20 世纪 70 年代以来, 分子印迹技术发展十分迅猛, 特别是 1993 年瑞典 Lund 大学的 Mosbach 等人在 Nature 上

发表了有关茶碱分子印迹聚合物的报道后, 分子印迹技术开始蓬勃发展, 成为国内外研究的热点^[1]。

分子印迹技术以其构效预定性 (pre-determination)、特异识别性 (specific recognition) 和广泛实用性 (practicability), 越来越受到人们的青睐。根据分子印迹协会 (society of molecular imprinting, SMI) 的统计, 每年公开发表的有关分子印迹的学术论文数呈

直线上升趋势^[2]。迄今, 基于该技术制备的印迹聚合物具有亲和性和选择性好、抗恶劣环境能力强、稳定性好、使用寿命长和应用范围广等优点, 已广泛应用于色谱分离^[3]、模拟酶催化^[4]、临床药物分析^[5]、膜分离和固液萃取等领域^[6], 在分析传感技术领域的应用取得了长足进展^[7-9]。同时, 分子印迹技术对于研究酶结构、认识受体-抗体作用机理等方面也具有重要的理论意义和使用价值。

收稿日期: 2005-11-06

基金项目: 国家自然科学基金委员会-中国工程物理研究院联合基金资助项目 (10276015)

作者简介: 刘志航, 女, 广州大学工程抗震研究中心, 硕士生, 主要研究方向为化学/生物传感; E-mail: hd_zhl@163.com

- | | | |
|--|---|---|
| <p>citeseer.nj.nec.com.</p> <p>[20] CAMPS- VALLS G, GOMEZ- CHOVA L, CALPE - MARAVILL J, et al. Kernel methods for HyMap imagery knowledge discovery[C]. http://citeseer.nj.nec.com.</p> <p>[21] SHAH C A, WATANACHATURAPORN P, VARSHNEY P K, et al. Some Recent Results on Hyperspectral Image Classification [C]. http://citeseer.nj.nec.com.</p> <p>[22] 徐芳, 燕琴. 基于支持向量机的航空影像纹理分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2003, 28(5): 17- 20.</p> <p>[23] AMARI S, WU S. Improving support</p> | <p>vector machine classifier by modifying kernel function [J]. Neural Networks, 1999 (12): 783- 789.</p> <p>[24] GREGOIRE M, MARC L. Support Vector Machines for Hyperspectral Image Classification with Spectral- based kernels [J]. http://citeseer.nj.nec.com.</p> <p>[25] 刘志刚, 秦前清, 李德仁, 等. 基于混合核函数的支撑向量机及其在遥感影像土地利用中的分类 [J]. 测绘信息与工程, 2003, 28(5): 1- 3.</p> <p>[26] HUANG H - P, LIUYI - HUNG. Fuzzy Support Vector Machines for Pattern Recognition and Data Mining [J]. Interna-</p> | <p>tional Journal of Fuzzy Systems, 2002, 4 (3): 826- 835.</p> <p>[27] 万华林, MORSHED U. CHOWDHURY . 基于支持向量机的图像语义分类 [J]. 软件学报, 2003, 14(11): 1 891- 1 898.</p> <p>[28] 马永军, 方凯, 方迁健. 基于支持向量机和距离度量的纹理分类 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A(11): 51- 55.</p> <p>[29] 王晋年, 张兵, 刘建贵, 等. 以地物识别和分类为目标的高光谱数据挖掘 [J]. 中国图象图形学报, 1999, 4A(11): 957- 964.</p> <p>[30] 杜培军, 高松洁. 高光谱遥感数据挖掘若干基本问题的研究 [J]. 遥感信息, 2005(3): 53- 57. (责任编辑 胡春华)</p> |
|--|---|---|