

遥感影像分类方法研究进展

贾坤^{1,2}, 李强子^{1*}, 田亦陈¹, 吴炳方¹

1. 中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101

2. 中国科学院研究生院, 北京 100049

摘要 遥感影像分类是遥感信息提取的重要手段, 是目前遥感技术中的热点研究内容。分类方法是遥感影像分类的重要内容, 有效地选择合适的分类方法是提高分类精度的关键。随着遥感技术的发展, 传统的非参数分类方法已经难以满足分类精度需求, 基于智能算法的非参数分类方法得到了迅速发展, 并在遥感影像分类中发挥着重要作用。近年来, 组合分类器由于能够利用单一分类器的互补信息, 成为了遥感影像分类的一个新热点。本文综合分析了各种分类方法的特点和优势, 及分类方法的发展趋势, 为遥感影像分类技术的发展提供科学的参考依据。

关键词 遥感; 分类; 分类器

中图分类号: S127 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2011)10-2618-06

引言

遥感是以电磁波与地球表面物质相互作用为基础, 探测、分析和研究地球资源与环境, 揭示地球表面各要素的空间分布特征与时空变化规律的一门科学技术^[1]。通过遥感影像识别各种地面目标是遥感技术发展的一个重要环节, 无论是专题信息提取、动态变化监测、专题制图, 还是遥感数据库建设等都离不开遥感影像分类技术^[2]。遥感影像分类实际上就是将图像中每个像元点或每块区域根据其在不同波段的光谱特征、空间结构特征或其他信息, 按照某种规则划分为不同的类别^[1]。

最初的遥感影像分类是通过目视解译来实现的, 主要是根据人的经验和知识, 通过解译基本要素和具体解译标志来识别地物类型。尽管目视解译技术已经很成熟, 但是由于人工投入大、结果不确定性高、效率低、精度控制困难、解译经验要求高等缺点的存在, 使得目视解译技术不适合海量遥感数据处理, 计算机自动分类技术成为遥感技术与应用研究的重点。在过去的几十年里, 国内外的专家学者一直致力于研究分类技术与方法来提高遥感影像分类精度^[3-6]。最初发展了各种非监督和监督分类技术, 目前已有很多先进的分类算法被广泛地应用, 包括神经网络、支持向量机、专家系统

等^[7, 8]。但是, 遥感影像分类方法由于受到诸多因素影响, 如复杂的地表信息、遥感影像的选择、数据预处理质量、分类方法差异等, 仍然面临着巨大的挑战。

遥感影像分类是一个复杂的数据处理过程, 合适分类方法的选择是关系分类成功与否的关键因素。通常, 分类方法可以分为监督和非监督, 参数和非参数, 基于像元、亚像元和对象等不同的分类体系。为方便起见, 本文按参数和非参数的分类体系对遥感影像分类方法的国内外最新研究进展进行分析, 总结常用分类方法的特点和优势。一些传统的分类方法, 如 ISODATA, K-均值、最小距离、最大似然等算法常见于各种文献, 本文在此不做详细讨论。

1 参数分类器

参数分类器一般假设数据呈正态分布, 从训练样本中获取分布参数, 进而对未知区域分类。通常的参数分类器包括最大似然、最小距离等算法^[1, 9]。但是对于遥感影像分类, 正态分布的假设通常是不成立的, 尤其在地物分布比较复杂的区域, 分类精度具有较大的不确定性。参数分类器的另一个缺点是不便于在光谱数据分类中引入其他辅助数据。随着遥感技术的深入发展, 遥感数据的时间、空间和光谱分辨率不断提高, 传统的参数分类器在复杂的地表环境下已经难以

收稿日期: 2010-12-28, 修订日期: 2011-03-28

基金项目: 中国科学院知识创新工程重大项目(KSCX1-YW-09-1), 国家自然科学基金项目(41071277)和国家高技术研究发展(863计划)项目(2009AA12Z1462)资助

作者简介: 贾坤, 1983年生, 中国科学院遥感应用研究所博士研究生 e-mail: jiakun@irsa.ac.cn

* 通讯联系人: e-mail: lqz@irsa.ac.cn

满足分类精度的需求。因此,需要新的分类方法来提高遥感影像分类精度,导致基于智能算法的非参数分类器成为了研究的热点。

2 非参数分类器

非参数分类器不需要数据正态分布的假设,因此,更适于将非光谱数据引入到遥感影像分类过程中。研究表明,非参数分类器在复杂的地表环境下能够获得比参数分类器更高的分类精度^[10, 11]。常用的非参数分类器有神经网络、支持向量机、决策树、专家系统等。

2.1 神经网络分类器

神经网络算法是用计算机模拟人类学习的过程,建立输入和输出数据之间联系的方法^[1]。神经网络分类器在遥感影像分类领域得到了普遍的关注^[11-14]。国内外学者发展了多种形式的神经网络模型和算法,如反向传播网络^[15]、模糊神经网络^[16]、多层感知网络^[17]、Kohonen 自组织特征映射网络^[18]、Hybrid 学习向量分层网络^[19]等。网络的输入和输出节点之间通过隐含层相连,节点之间通过权重连接,因而这种方法可以将多种数据,如纹理信息、地形信息等,方便有效地融合到遥感影像的分类过程中,增强了分类能力。神经网络是非线性系统,可以在特征空间构造出分类界面比较复杂的子空间,因此对非线性可分的特征子空间尤为有效。但是,神经网络也存在一定的缺点,如初始权重选择的困难、收敛速度慢、对输入数据的预处理要求高等,对遥感影像分类结果有重要影响。

目前,应用和研究最多的是利用反向传播算法(BP 算法)训练权值的多层前馈神经网络(图 1)^[7, 11, 15]。该网络的学习训练过程由正向传播和反向传播组成,在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,若在输出层得不到期望的输出,则输入反向传播,将误差信号沿原路返回,通过修改各层神经元间的权值,达到误差最小^[11]。一般说来,隐含层数目和隐含层结点数难以确定,增加隐含层数目和结点数,可以提高精度,且有效地减少局部

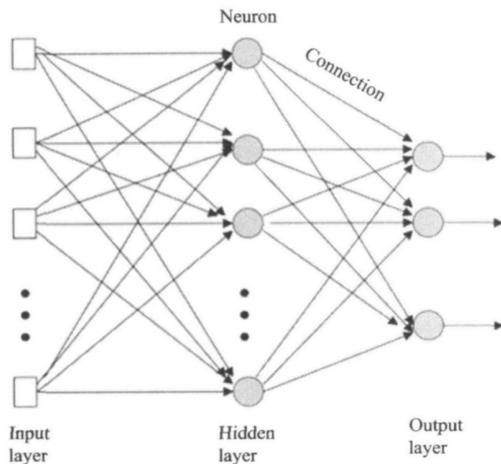


Fig 1 Topological structure of the back-propagation neural network classifier^[11]

极小的概率,但是需要更长的学习时间^[20]。神经网络由于具有较强的非线性逼近能力及自适应、自学习能力,因此可以处理难以用数学模型描述的系统^[12]。对于一个特定的问题,通常很难判断哪种网络是最有效的,因为对于网络类型的选择取决于很多因素,包括问题的复杂程度以及所研究问题的性质、训练样本的多少、网络的结构、权值和偏置值的数目、误差目标、参数取值等。实际应用中,一般要根据具体问题,对几种网络进行比较,选择较为合适的算法。

2.2 支持向量机分类器

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的新型机器学习算法,它通过求解最优化问题,在高维特征空间中寻找最优分类超平面,从而解决复杂数据的分类问题^[21, 22]。SVM 的基本思想可用图 2 的二维情况说明,其中实心心和空心圆代表两类样本, H 为分类线, Q1 和 Q2 分别为各类中离分类线最近的样本且平行于 H 的直线, d1 和 d2 为 Q1 和 Q2 到 H 的距离,又称作分类间隔。所谓最优分类线就是要求不但能将两类样本正确分开,并且使分类间隔最大^[23]。SVM 由于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,使其得到了广泛的应用^[23]。Camps Valls 等将 SVM 用于 HyMAP 高光谱数据农作物类别分类,发现 SVM 方法在高维特征空间中可以直接进行分类,而神经网络在高维输入时无法训练,并且在特征波段选择后, SVM 对不同波段子集分类都可以得到满意的结果,对几乎所有试验都得到比神经网络和模糊算法更高的分类精度^[24]。Dixon 等将 SVM 用于 TM 影像土地利用分类,并与最大似然和神经网络分类器进行了比较,结果 SVM 取得了最好的分类精度^[8]。尽管 SVM 能够获取比传统统计分类和神经网络分类等方法更高的分类精度,而且在学习速度、自适应能力和特征空间不受高维限制等方面具有优势,但在核函数的选择与优化和多分类策略两个方面还需要深入研究。

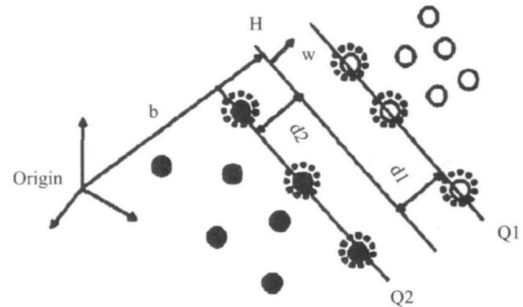


Fig 2 Fundamentals of support vector machine (SVM) classifier^[23]

目前,遥感影像分类中多数采用线性核、多项式核和径向基核,其中尤以径向基核的使用较多。但是如何针对特定问题选择核函数目前并无一个准则,而且核函数对分类精度到底有什么样的影响,还缺乏统一的认识。Roli 等的研究表明径向基核的分类精度高于多项式核,线性核精度最低^[25]。而 Huang 等的研究表明多项式核的分类精度稍高于径向基核^[26]。现有的核函数选择方法是分别试用不同的核函数,分类误差最小的核函数就选为最好的核函数,同时核函数的参

数也用同样的方法选定^[27]。这种选择方法基本是凭经验选择,缺乏足够的理论依据。核函数对分类精度具有一定影响,有必要对核函数进行合理选择、必要改进、修正和优化。

在多分类策略方面,SVM 本身是解决二分类问题的,不能直接用于多类分类,但遥感影像分类一般是多类问题。SVM 在处理多类问题时可以采用两种策略:一种是集成许多两类问题,即通过某种方法构造出一系列的两类分类器并将它们组合起来实现多类分类。目前比较成熟的方法有一对一方法^[28]、一对多方法^[29]、有向无环图支持向量机^[29]等。另一种是在优化公式中直接考虑多类问题,将多个分类面的参数求解合并到一个优化问题中,通过求解该最优化问题一次性地实现多类分类。这种思想看起来简洁,但在最优化问题求解过程中的变量很多,计算量大,训练速度慢,所以在实际应用中很少使用。针对不同的分类对象,如何合理选择分类策略需要进一步研究。

2.3 决策树分类器

决策树分类器是以分层分类思想作为指导原则,利用树结构按一定的分割原则把数据分为特征更为均质的子集。决策树方法进行遥感影像分类,首先利用训练样本生成判别函数,其次根据不同取值建立树的分支,在每个分支子集中重复建立下层结点和分支,最后形成分类树。决策树算法具有计算效率高、无需统计假设、可以处理不同空间尺度数据等优点,在遥感影像分类领域有着广泛的应用^[30]。Belward 等比较了最大似然分类和决策树分类方法的农作物遥感分类效果,虽然两种分类方法取得了相当的精度,但是决策树分类具有计算迅速的优点,对于多维遥感数据的处理是较好的选择^[31]。Wardlow 等在美国中央大平原采用决策树分类方法对多时相的 MODIS NDVI 数据进行农作物分类,取得了优于 80% 的总体分类精度^[32]。刘勇洪等以中国华北地区 MODIS 影像进行了土地覆盖决策树分类试验与分析,发现决策树在有充足训练样本的条件下,相对于最大似然法能明显提高分类精度^[33]。Schneider 等利用决策树方法对城市区域的 MODIS 数据进行分类^[34]。决策树算法对于输入数据空间特征和分类标识具有很好的弹性和稳健性,但它的算法基础比较复杂,而且需要大量的训练本来探究各类别属性间的复杂关系,在针对空间数据特征比较简单且样本量不足的情况下,其表现并不一定比传统方法好,甚至可能更差。但当遥感数据特征的空间分布很复杂,或者数据来源各维具有不同的统计分布和尺度时,决策树分类法比较合适。

在决策树分类过程中,一个最重要的步骤是决策树生成算法,国际上最早、最有影响的决策树方法是 70 年代提出的 ID3 算法^[35]。它建立在推理系统和概念学习系统的坚实基础之上,以信息熵和信息增益度为衡量标准,从而实现数据的归纳分类,是一个典型的决策树学习系统。但在应用中,ID3 算法存在不能处理连续属性、计算信息增益时偏向于选择较多的属性等不足。Quinlan 又在 ID3 的基础上改进提出了 C4.5 算法,被普遍采用^[36]。C4.5 算法用信息增益率来选择属性,克服了用信息增益选择属性时偏向于选择值多的属性的不足,并且在决策树构建过程中进行剪枝处理,能够对连续属性的离散化处理和在不完整数据进行处理。但

C4.5 在构造树的过程中需要对数据集进行多次的顺序扫描和排序,因而算法效率较低,此外决策树性能改善困难、达不到全局最优的结果等缺点。为了适应处理大规模数据集的需要,又发展了若干改进算法,比较有代表性的算法包括 CART,SLIQ 和 SPRINT 等。

虽然决策树技术取得了较大的发展,但是面对数据分类中新出现的问题以及应用领域的不同要求,仍存在并需要在很多方面进行深入研究、发展和改进,比如在对传统算法进行改造以提高决策树的预测精度及适用范围、优化简化决策树的方法和寻求新的构造决策树的方法等方面需要进一步加深研究。

2.4 专家系统

专家系统的基本思想是模拟人类组合各种带有因果关系的知识进行推理并得出结论^[36]。专家系统一般包括推理机和知识库两个相互独立的部分。知识库是问题求解所需领域知识的集合,其中的知识源于领域专家,是决定专家系统能力的关键,即知识库中知识的质量和数量决定着专家系统的质量水平,用户可以通过改变、完善知识库中的知识来提高专家系统的性能。推理机是实施问题求解的核心执行机构,它实际上是对知识进行解释的程序,根据知识的语义,对按一定策略找到的知识进行解释执行。

在遥感影像分类过程中,遥感数据和空间数据都被输入到推理机中,推理机根据知识库中的专家知识对新输入的数据进行推理判断,归入相应的分类类别^[37]。专家系统分类技术相对于以统计像元分析为主的传统分类技术有了巨大的飞跃,它不但对单像元的多光谱特征进行分析研究,还依靠专家系统综合相关的空间关系和其他上下文信息,如地表高度、坡度、坡向及覆盖形状等,采取综合利用空间运算的能力解释影像并确定专题类型^[38]。Cohen 等针对地中海地区零散的田块建立了作物类型识别专家系统,取得了良好的分类结果^[39]。Schmidt 等利用专家分类器结合航空高光谱影像和雷达高度计提取的地形数据进行海岸带植被分类,取得了 66% 的分类精度,相对于传统方法 43.15% 的分类精度有了较大提高^[40]。蔡晓斌等在专家分类系统中根据图斑相邻关系以及 DEM 信息对初始分类结果进行修正,提高了湿地、草地和农业用地的分类精度^[41]。Lucas 等利用 Landsat ETM+ 时间序列数据结合地形图、数字高程数据和其他辅助数据建立遥感影像分类规则,对英国伯温山区进行农业用地分类,取得了优于 80% 的总体分类精度^[42]。Wentz 等建立了印度德里城市的土地利用和土地覆盖专家分类系统,13 种不同地类的总体分类精度达到了 85.55%^[43]。

专家分类系统由于能够综合利用多种类型的数据,在应用中引起了广泛的关注。专家分类系统的一个关键步骤是分类规则的定义,Hodgson 总结了建立遥感影像分类规则的三种方法^[44]: (1) 从专家处得到知识和分类规则,并精炼成规则; (2) 通过认知方法间接地获取变量和规则; (3) 利用自动归纳方法从观测数据中经验性地获取分类规则。地理信息系统(GIS)由于能够管理多源的数据和空间模型,在发展基于知识的分类系统中发挥着重要的作用。在专家分类系统的发展过程中,也将更多地借助于 GIS 工具来完成。

3 组合分类器

随着遥感影像分类目标复杂度的增加以及新分类算法的开发,表明尽管不同分类器性能有所差异,但被不同分类器错分的样本并不完全重合,即不同分类器对于正确分类的结果有着互补信息。如果只选择性能最优的分类器作为最终的分类方案,会丢掉其他分类器中一些有价值的信息,组合分类思想就是在这种条件下提出来的。近年来,利用组合分类器来提高遥感影像分类精度已成为了一个重要的研究方向^[45, 46]。Foody 使用投票规则集成多分类器进行二分类研究,取得了较好效果^[47]。Serra 等采用两种混合分类方法 ISOMM 和 CLSMIX 对地中海地区的作物进行分类,均获取了优于 90% 的总体分类精度^[48]。Maulik 等建立了由 k-NN, SVM 和增量学习算法结合的组合分类器,利用投票原则进行了土地利用分类,取得了优于其中任何单一算法的分类精度^[49]。

根据训练样本选取模式的不同,建立组合分类器的典型算法有 Bagging 和 Boosting 两种。Bagging 算法的基本思想是从原始数据集中分别独立、随机地采用放回式采样方式,多次提取直到产生多个独立的训练子集,然后将每个子集独立地运用于每个分类器,每个分类器对测试样本进行分类,最后将各个分类器的分类结果进行组合^[50]。不同采样能够使不同的分类器产生不同的分类错误,最后将这些分类结果进行组合来减小单个分类器识别错误的随机性,因而能够有效提高组合分类器的精度。Boosting 算法的基本思想是初始化时对每一个训练样本集赋予相等的权重,然后用该学习算法对样本集训练多次,每次学习完成后,对训练失败的样本赋予较大的权重,也就是让学习算法在以后的学习中更加重视前一次被分类错误的样本^[51]。这种算法能明显提高单个分类器的分类精度,但有时过分强调错分样本会出现过拟合现象,导致分类精度下降。

组合分类器的一个关键步骤是如何选择合适的规则来组

合不同分类器的结果,以提高分类精度。目前常用的组合算法有投票法、产生式规则、和规则、贝叶斯法则等^[47, 52, 53]。如何提出有效的规则来组合单个分类器的结果,形成最终组合分类器的结果,以获得更高的分类精度,是组合分类器的一个关键研究问题。

4 结 语

随着遥感技术的不断发展,遥感获取的信息将越来越多、越来越全面,更多的新特征将参与到遥感影像分类中。参数分类器由于需要数据分布假设的局限性,不能将不符合分布特征的数据引入到遥感影像分类,限制了多源数据分类的应用。非参数分类器不需要数据分布假设,将继续成为一个重要研究内容和发展方向,并且原有算法的改进、新算法和新理论的研究也将不断深入,在分类效率、学习速度等方面需要加大研究投入。针对特定分类问题,如何选择合适的分类算法、分类器参数也是亟待解决的关键问题。

由于辅助数据在数据格式、空间分辨率、坐标系统等方面存在多样性, GIS 在辅助数据和遥感数据结合分类的处理中成为一个必要工具,遥感和 GIS 的结合在多源数据分类中是重要的研究内容。分类知识与规则的深挖是提高专家分类系统性能的主要研究方向。

组合分类器在一定程度上可以弥补单个分类器的不足,提高分类性能,成为了遥感影像分类的研究热点。但针对特定问题如何选择最优的多分类器融合设计,需要从理论上进一步探讨。同时,组合分类器中各成员分类器的选择与组合问题的有机结合也是今后研究的一个主要方向。

总之,随着遥感信息收集技术的快速发展,以及多源数据获取的更加容易,遥感影像分类中越来越多的新问题展现在科研人员面前。未来遥感影像分类应该更多地从选择和改进分类算法方面进行挖掘与创新,使其更好的服务于遥感技术的多学科应用。

References

- [1] ZHAO Ying-shi, et al (赵英时, 等). The Principles and Methods for Analysis and Application of Remote Sensing (遥感应用分析原理与方法). Beijing: Science Press (北京: 科学出版社), 2003.
- [2] Lunetta R S, Johnson D M, Ly on J G, et al. Remote Sensing of Environment, 2004, 89: 444.
- [3] Foody G M. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17: 1317.
- [4] Tso B, Mather P M. Classification Methods for Remotely Sensed Data. New York: Taylor and Francis Inc, 2001.
- [5] Pal M, Mather P M. Remote Sensing of Environment, 2003, 86: 554.
- [6] Gallego F J. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25: 3019.
- [7] Rogan J, Franklin J, Stow D, et al. Remote Sensing of Environment, 2008, 112: 2272.
- [8] Dixon B, Candade N. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 1185.
- [9] Duda R O, Hart P E. Pattern Classification and Scene Analysis. New York: Wiley. Press, 1973.
- [10] Foody G M. Remote Sensing of Environment, 2002, 80: 185.
- [11] Murthy C S, Raju P V, Badrinath K V S. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24: 4871.
- [12] Del Frate F, Schiavon G, Solimini D, et al. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41: 1611.
- [13] Verbeiren S, Eerens H, Piccard I, et al. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2008, 10: 486.
- [14] Pacifici F, Chini M, Emery W J. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 1276.

- [15] Heerman P D, Khazenie N. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 20: 81.
- [16] Gopal S, Woodcock C E, Strahler A H. Remote Sensing of Environment, 1999, 67: 230.
- [17] Hu X, Wang Q. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 2089.
- [18] Kohonen T. Self-Organization and Associated Memory. 2nd Edition, Berlin: Springer-Verlag Press, 1987.
- [19] Solaiman B, Mouchot M C, Millard E. A Hybrid Algorithm, HLVQ, Combining Unsupervised Classification of Multispectral Data, IEEE/ICNN94, Orlando, USA, 1994.
- [20] Foody G M, Arora M K. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18: 799.
- [21] Mazzoni D, Garay M J, Davies R, et al. Remote Sensing of Environment 2007, 107: 149.
- [22] ZHANG Rui, MA Jiang-wen(张睿, 马建文). Advance in Earth Sciences(地球科学进展), 2009, 24: 555.
- [23] Mathur A, Foody G M. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 2227.
- [24] Camps-Valls G, Gomez-Chova L, Calpe-Maravilla J, et al. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42: 1530.
- [25] Roli F, Fumera G. Support Vector Machines for Remote-Sensing Image Classification, In Proc. EOS/SPIE Symposium, Barcelona, Sept., 2000.
- [26] Huang C, Davis L S, Townshend J R G. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23: 725.
- [27] GUO Li-juan, SUN Shi-yu, DUAN Xiu-sheng(郭丽娟, 孙世宇, 段修生). Science Technology and Engineering(科学技术与工程), 2008, 8: 487.
- [28] Hsu C W, Lin C J. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13: 415.
- [29] Platt J C, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Advances in Neural Information Processing Systems, 2000, 12: 547.
- [30] Friedl M A, Brodley C E. Remote Sensing of Environment, 1997, 61: 399.
- [31] Belward A S, De Hoyos A. International Journal of Remote Sensing, 1987, 8: 229.
- [32] Wardlow B D, Egbert S L. Remote Sensing of Environment, 2008, 112: 1096.
- [33] LIU Yong-hong, NIU Zheng, WANG Chang-yao(刘勇洪, 牛铮, 王长耀). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2005, 4: 405.
- [34] Schneider A, Melver D K, Friedl M A, et al. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001, 5: 2146.
- [35] Quinlan J R. Machine Learning, 1986, 1: 81.
- [36] Stefanov W L, Ramsey M S, Christensen P R. Remote Sensing of Environment, 2001, 77: 173.
- [37] JIA Hai-feng, LIU Xue-hua(贾海峰, 刘雪华). Principles and Applications of Environment Remote Sensing(环境遥感原理与应用). Beijing: Tsinghua University Press(北京: 清华大学出版社), 2006.
- [38] GAN Shu, YUAN Xi-ping, HE Da-ming(甘淑, 袁希平, 何大明). Journal of Yunnan University, Natural Science Edition(云南大学学报·自然科学版), 2003, 25: 553.
- [39] Cohen Y, Shoshany M. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2002, 4: 75.
- [40] Schmidt K S, Skidmore A K, Kloosterman E H, et al. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2004, 70: 703.
- [41] CAI Xiao-bin, CHEN Xiao-ling, WANG Tao, et al.(蔡晓斌, 陈晓玲, 王涛, 等). Geomatics and Information Science of Wuhan University(武汉大学学报·信息科学版), 2006, 4: 311.
- [42] Lucas R, Rowlands A, Brown A, et al. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62: 165.
- [43] Wentz E A, Nelson D, Rahman A, et al. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 4405.
- [44] Hodgson M E, Jensen J R, Tullis J A, et al. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2003, 69: 973.
- [45] Steele B M. Remote Sensing of Environment, 2000, 74: 545.
- [46] Huang Z, Lees B G. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2004, 70: 415.
- [47] Foody G M, Boyd D S, Sanchez-Hernandez C. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28: 1733.
- [48] Serra P, Pons X. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 2293.
- [49] Maulik U, Chakraborty D. Fundamenta Informaticae, 2010, 101: 286.
- [50] Breiman L. Machine Learning, 1996, 24: 123.
- [51] Freund Y. Information and Computation, 1995, 121: 256.
- [52] Kittler J, Hatef M, Duin R P W, et al. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20: 226.
- [53] Liu X, Skidmore A K, Oosten H V. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2002, 56: 257.

A Review of Classification Methods of Remote Sensing Imagery

JIA Kun^{1,2}, LI Qiang-zhi^{1*}, TIAN Yi-chen¹, WU Bing-fang¹

1. Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Remote sensing data classification is an important way of information extraction and a hot research topic of remote sensing technique. Classification method of remote sensing data is an important issue, and effective selection of appropriate classifier is especially significant for improving classification accuracy. Along with the development of remote sensing technique, traditional parametric classifier is difficult to meet accuracy requirement, leading to the rapid development of intelligent algorithm based non-parametric classifiers. Recently, combined classifiers become a new hot topic for its ability of utilizing complement information of single classifier. In the present paper, characters and advantages of different classifiers as well as the research prospect are analyzed. The paper provides a scientific reference for the development of remote sensing data classification technique.

Keywords Remote sensing; Classification; Classifier

(Received Dec. 28, 2010; accepted Mar. 28, 2011)

* Corresponding author

《光谱学与光谱分析》期刊社决定采用 ScholarOne Manuscripts 在线投稿审稿系统

《光谱学与光谱分析》期刊社与汤森路透集团签约,自 2010 年 12 月 1 日起《光谱学与光谱分析》决定采用 Thomson Reuters 旗下的 ScholarOne Manuscripts 在线投稿审稿系统!

• ScholarOne Manuscripts, 该系统不仅能轻松处理稿件,而且能提速科技交流。

• 全球已有 360 多家学会和出版社的 3 800 多种期刊选用了 ScholarOne Manuscripts 系统作为在线投稿、审稿平台,全球拥有超过 1 350 万的注册用户,代表着全球学术期刊在线投稿的一流水平。

• ScholarOne Manuscripts 与 EndNote, Web of Science 无缝链接和整合;使科研探索、论文评阅和信息传播效率大为提高。

• ScholarOne Manuscripts 是汤森路透科技集团的一个业务部门,拥有丰富的学术期刊业务经验,为学术期刊提供综合管理工作流程系统,使期刊更有效管理投稿、同行评审、加工和发表过程,提高作者心中的专业形象,缩短论文发表时间,削减管理成本,帮助期刊提高科研绩效和实现学术创新。

《光谱学与光谱分析》采用“全球学术期刊首选的在线投稿审稿系统—ScholarOne Manuscripts”,势必对 2010 年 11 月 30 日以前向本刊投稿的作者在查阅稿件信息时,会带来某些不便,在此深表歉意!为了推进本刊的网络化、数字化、国际化进程,以实现与国际先进出版系统对接;为了不断提高期刊质量,加快网络化、数字化建设,加快与国际接轨的进程,希望能得到广大作者、读者们的支持与理解,对您的理解和配合深表感激。这是一件新事物,肯定有不周全、不完善的地方,让我们共同努力,不断改进和完善起来。

《光谱学与光谱分析》期刊社

2010 年 12 月 1 日