



机器学习、智能计算与 高光谱遥感影像分类应用研究

亓呈明 胡立栓◎著



中国财富出版社
CHINA FORTUNE PRESS

机器学习、智能计算与高光谱 遥感影像分类应用研究

元呈明 胡立栓 著

中国财富出版社

图书在版编目 (CIP) 数据

机器学习、智能计算与高光谱遥感影像分类应用研究 / 亓呈明, 胡立栓著. —北京: 中国财富出版社, 2017. 11

ISBN 978 - 7 - 5047 - 4434 - 0

I. ①机… II. ①亓… ②胡… III. ①机器学习—应用—遥感图象—图象处理②智能计算机—应用—遥感图象—图象处理 IV. ①TP751

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2017) 第 289087 号

策划编辑 惠 娅

责任编辑 惠 娅

责任印制 石 雷 尚立业

责任校对 杨小静

责任发行 敬 东

出版发行 中国财富出版社

社 址 北京市丰台区南四环西路 188 号 5 区 20 楼 邮政编码 100070

电 话 010 - 52227588 转 2048/2028 (发行部) 010 - 52227588 转 321 (总编室)
010 - 68589540 (读者服务部) 010 - 52227588 转 305 (质检部)

网 址 <http://www.cfpress.com.cn>

经 销 新华书店

印 刷 北京九州迅驰传媒文化有限公司

书 号 ISBN 978 - 7 - 5047 - 4434 - 0/TP · 0102

开 本 710mm × 1000mm 1/16

印 张 12.75

字 数 229 千字

版 次 2018 年 5 月第 1 版

印 次 2018 年 5 月第 1 次印刷

定 价 56.00 元



版权所有 · 侵权必究 · 印装差错 · 负责调换

前 言

遥感图像包括由航空、航天或接近地面等手段所获取的光谱资料，这些大都是以数字形式表示的遥感图像，可以由计算机直接处理，计算机图像数字处理是对遥感图像进行处理的主要手段。高光谱遥感的突出特点是具有较高的光谱分辨能力，作为一种新型遥感技术已经在军用和民用的多个领域中发挥了重要的作用。由于其较大的数据量以及较高的数据维，多光谱图像的处理方法不再适用于高光谱图像处理，如何从高光谱数据中快速而准确地挖掘出所需要的信息，目前仍是一个亟待解决的问题。

遥感图像上目标的分类和识别是遥感数据信息提取中最基本的问题之一，遥感图像分类问题的研究是提取专题信息、进行变化监测等应用开展的前提。遥感硬件的不断发展，使得高光谱数据日益增加，如何利用机器学习的最新技术集成多方面信息，利用从各类遥感数据提取的定量信息更好地为各种应用服务，一直是值得研究的科学问题。寻找新的分类方法、不断提高遥感图像自动分类算法的有效性和效率，是遥感图像分类的研究目的。

传统的分类方法是以经验风险最小化为归纳原则，经验风险最小化原则在训练样本数趋于无穷时，性能才能达到理论上的最优。高光谱图像较高的光谱维数和光谱分辨率为地物分类带来巨大机遇的同时，也给传统图像分类识别算法提出挑战。由于高光谱遥感影像存在样本不足的问题，传统的分类方法无法达到理想的分类精度。机器学习是人工智能的一个重要领域，机器学习通过样本学习方式从数据中获得相应的理论。机器学习中的统计学习理论采用结构风险最小化原则，提出了一种在样本有限情况下的机器学习方法。支持向量机就是在该理论框架下产生的一种通用学习方法。近年来逐步发展起来的计算智能理论和方法也为遥感分类提供了新的思路。本书借助支持向量机方法在小样本、非线性及高维特征空间中具有良好的分类性能，通过引入信息论、智能计算、支持向量机、集成学习等领域的新理论和新方法，构造新型降维方法和核函数以克服传统遥感图像处理算法的局限性，特别是在

基于核函数的构建与优化、集成支持向量机等方面取得了一系列新的成果，并以大量的实例验证了相关算法的有效性和可靠性。

本书系统总结了作者近年来在高光谱遥感影像分类、机器学习、智能计算等方面的研究成果，在介绍高光谱遥感影像分类基础知识、机器学习、智能计算等常用方法的基础上，探讨影响分类准确率的因素，重点对多核集成学习及粒子群等方法在高光谱遥感影像分类中的应用进行了深入探讨。本书将作者研究过程与体会与大家分享，抛砖引玉，希望进一步促进遥感图像的分析与理解水平，这也是本书撰写的初衷。全书共分为8章。第1章主要介绍高光谱遥感的基本概念、高光谱遥感影像分类的基础和原理、分类研究现状、存在的问题与发展趋势。第2章主要介绍遥感影像分类中的机器学习方法，包括最小距离分类法、最大似然分类法、人工神经网络分类法、决策树分类法、K-均值算法及迭代自组织数据分析法。第3章主要介绍统计学习理论与支持向量机的原理、研究现状、存在问题及发展方向。第4章主要介绍高光谱遥感影像的降维方法，包括遗传算法、主成分分析与核主成分分析、线性判别分析与核线性判别分析、投影寻踪、流形学习等。第5章采用改进粒子群优化算法对高光谱影像数据进行波段选择和SVM（支持向量机）参数优化。第6章采用Kullback-Leibler散度构造支持向量机的核函数，并应用于多核集成框架的基分类器。第7章基于改进最优指数进行特征选择，结合参数优化后的SVM分类器对高光谱影像数据进行分类。第8章基于互信息和J-M距离（一种光谱可分性测度）提出两阶段特征选择方法，并引入随机化算法构建多核集成学习框架。在每章中都评估了分类器的各种参数对分类精度的影响。

全书由北京联合大学亓呈明和胡立栓老师合著完成。第1~3章、第6~8章由亓呈明编写，第4章、第5章由胡立栓编写，全书由亓呈明统稿。

编写本教材时参阅了许多文献，并对这些成果进行了一定程度的整理，引用了一些经典的例子，在此一并向有关作者致谢。中国财富出版社惠娴编辑为本书的出版付出了辛勤的劳动，在此表示感谢！

由于水平、时间和精力有限，书中难免会有疏漏和不完善之处，希望同行专家谅解，欢迎读者对本书提出批评与建议。

作者

2017年4月

目 录

1 高光谱遥感影像分类概述	1
1.1 高光谱遥感影像	1
1.2 高光谱遥感影像分类概述	5
1.3 遥感影像分类研究现状	9
1.4 遥感影像分类存在的问题	10
1.5 本书试验数据	13
2 遥感影像分类中的机器学习方法	19
2.1 机器学习分类方法	20
2.2 最小距离分类法	22
2.3 最大似然分类法	23
2.4 人工神经网络分类法	24
2.5 决策树分类法	29
2.6 K-均值算法	31
2.7 迭代自组织数据分析法	32
2.8 实验结果与分析	34
2.9 本章小结	36
3 统计学习理论与支持向量机	40
3.1 统计学习理论	40
3.2 最优化理论	45
3.3 支持向量机	49
3.4 实验结果与分析	61
3.5 本章小结	62
4 高光谱遥感影像的降维方法	68
4.1 高光谱遥感影像降维现状	68
4.2 特征选择与特征提取	70

4.3	遗传算法	80
4.4	主成分分析与核主成分分析	84
4.5	线性判别分析与核线性判别分析	89
4.6	投影寻踪法	95
4.7	流形学习	98
4.8	纹理特征提取	103
4.9	实验结果与分析	105
4.10	本章小结	114
5	基于 BPSO 的高光谱影像特征选择与分类	117
5.1	粒子群优化算法	117
5.2	粒子群优化算法在高光谱分类中的应用	121
5.3	实验结果与分析	125
5.4	本章小结	135
6	基于 Kullback - Leibler 的多核集成分类	137
6.1	引言	137
6.2	集成机器学习	139
6.3	基于 Kullback - Leibler 核函数的多核集成框架	144
6.4	实验结果与分析	147
6.5	参数分析	155
6.6	本章小结	157
7	基于改进最优指数的特征选择与分类	165
7.1	引言	165
7.2	支持向量机参数优化方法	166
7.3	基于最优指数的多核集成框架	167
7.4	实验结果与分析	169
7.5	本章小结	178
8	基于互信息混合测度的特征选择与分类	181
8.1	引言	181
8.2	两阶段波段选择与多核集成框架	182
8.3	实验结果与分析	186
8.4	本章小结	193

1 高光谱遥感影像分类概述

遥感 (Remote Sensing, RS), 顾名思义, 就是遥远地感知, 泛指从远处探测、感知物体或事物的技术。具体来讲, 遥感是指空对地的遥感, 即从远离地面的不同工作平台上 (如高塔、气球、飞机、火箭、人造地球卫星、宇宙飞船、航天飞机等), 即不直接接触物体本身, 借助对电磁波敏感的仪器 (及传感器), 对地球表面的电磁波 (辐射) 信息进行探测, 并经信息的传输、处理和判读分析, 对地球的资源与环境进行探测和监测的综合性技术。用于资源评估、环境监测、灾害预警及其他地物变化的分析等。进一步揭示出目标物的特征、性质及其变化。

作为感知人类生存环境的技术, 遥感随着人类认识世界的深入也在不断向前发展。20 世纪 60 年代, 人造地球卫星的发射使得人们更加深入地了解赖以生存的这个星球。遥感技术已经被广泛地应用于各个领域, 而遥感影像作为空间数据源, 也占有非常重要的地位。短短的几十年里, 遥感技术的迅猛发展, 也极大地提高了遥感影像的分辨率。

遥感技术的出现, 将人们研究地表地物信息的能力由陆地延伸到天空, 极大地拓宽了人们的视野, 目前, 已经成为非常重要的空间信息来源, 即人类获取地表信息的重要手段。遥感技术的理论基础为电磁辐射理论, 并融合了电磁波理论、光谱学与色度学、物理与几何光学、地理学、地质学、大气科学以及海洋科学等众多学科。遥感影像是地物目标信息最直观的表达方式, 能通过亮度或像元值的高低反映地物光谱信息及地物空间信息, 用以表示不同属性的地物目标及其分布状况。遥感影像具有丰富的纹理信息, 获取方便、快捷, 现已成为探测地物目标综合信息的最直观载体, 在数字城市的建设中占有重要的地位。

1.1 高光谱遥感影像

高光谱遥感 (Hyperspectral Remote Sensing) 技术又称成像光谱遥感技术,

是用很窄而连续的光谱通道对地物持续遥感成像的技术。它以测谱学 (Spectroscopy) 为基础, 其光谱波段宽度小于 10nm, 能在紫外、可见光到短波红外波段获取非常窄且光谱连续的图像数据, 光谱分辨率 (Spectral Resolution) 高达纳米数量级, 通常具有波段多的特点, 光谱通道数多达数百个以上。高光谱图像由于同时具有光学特性和光谱识别能力, 其图像上的每一个像元对应着一条光谱曲线, 这样可以根据地物的光谱反射率来识别其类别。高光谱遥感作为新的对地观测技术^[1], 与常规遥感不同, 可以获得连续的光谱信息, 探测到更多的物质, 并引起了遥感工作者的高度重视。遥感已拓展到全球环境、土地利用、资源调查、自然灾害, 甚至星际探测等应用领域。高光谱遥感系统问世以来, 高光谱影像处理技术中的分类和识别技术, 已是所在领域的前沿技术^[2,3]。

高光谱遥感影像蕴含了鉴别和区分地物的丰富特征信息, 分类是信息提取的方法之一, 也是遥感信息检索、动态变化检测、遥感专题制作、遥感数据库建立的基础, 已成为遥感应用最广泛的领域之一。

研究高光谱影像分类的算法, 先要了解高光谱数据的特性。相比全色、多光谱影像, 丰富的地物信息, 使得高光谱影像对地物分类识别非常有利。高光谱影像示意如图 1-1 所示^[4]。

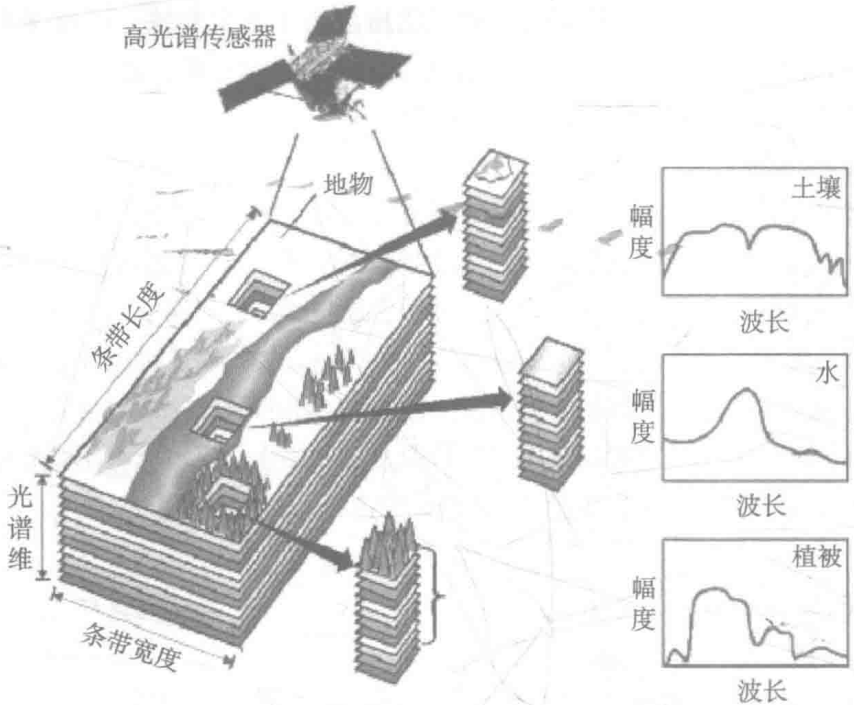


图 1-1 高光谱影像示意

高光谱影像不仅具有较宽的光谱覆盖范围和较高的空间分辨率,能够获取地物精细的光谱特征曲线,也使得拥有较高光谱分辨率的高光谱影像可以处理在多光谱影像中无法解决的许多问题^[5]。在高光谱影像数据中,可以根据需要选择或提取特定的波段来突出目标特征。在地面图像的二维空间影像信息的基础上,高光谱影像又增加了第三维的连续光谱信息,用以表征其物理属性,做到了图谱合一。其相邻波段间具有较强的光谱相关性,有利于提取目标的特性量值和进行定量分析。

高光谱数据通常以立方体形状存储^[6],图1-2是高光谱影像立方体结构示意图。立方体表示的三维空间分别是时间维、空间维和光谱维,图中 x 轴(时间维)和 y 轴(空间维)构成立方体的前部截面的二维空间影像, z 轴(纵向轴)为光谱维。

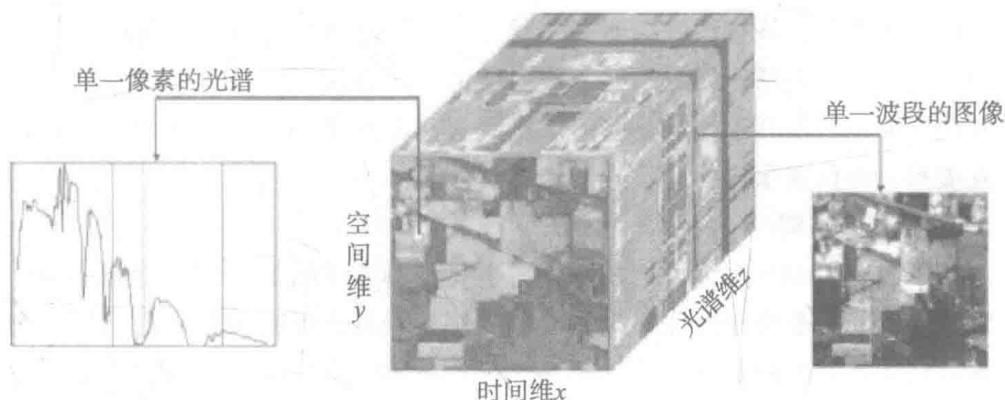


图1-2 高光谱影像立方体结构示意图

高光谱数据的数学描述决定了数据处理的方式。高光谱数据的三种表示方法,图像空间、光谱空间和特征空间^[7]均是根据目前高光谱影像的数据特点及其相关处理技术的需要分类的,如图1-3所示。为了适应不同的研究目的要求,三种数据表达方式以不同的角度表现了高光谱数据具有的地物属性信息。

1. 图像空间

最简单、最直接的高光谱数据的表示方法是图像空间[如图1-3(a)所示]^[8],高光谱影像与一般二维灰度图像类似,将数据样本按照其空间关系显示为像素间的几何邻域关系,表现地面场景。不同的是,普通二维图像提供的是像元灰度值,而高光谱影像提供的是待测地物的光谱反射率^[9]。在高光谱数据信息处理的训练样本提取过程中,由于图像空间可以清晰辨别像元

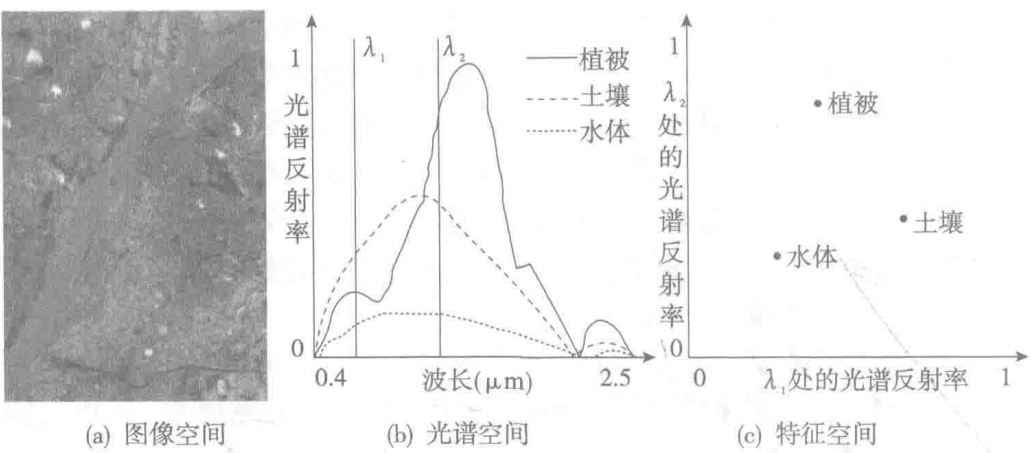


图 1-3 高光谱数据的三种表示方法

空间位置关系，能把图像中每一个像素与地面位置对应起来，对分类器模型的构建以及分类精度的提高是非常有益的。图像表示对于纵览地物之间的相互位置关系是很有用处的。但图像空间表达方式无法表达图像中波段间的相互关系，而仅表示一个波段的光谱信息^[10]。

2. 光谱空间

如图 1-3 (b) 所示，光谱空间中高光谱影像的每个像素对应一条波谱响应曲线，两个坐标轴分别代表波段和辐射强度，反映的是待测地物光谱反射率随光谱波长的变化情况^[11]。由于相同的地物在不同的波段具有不同的反射波谱率，不同的地物也具有不同的波谱反射率和吸收特性，在使用光谱空间对高光谱影像分析时，主要利用遥感数据中表现出的不同的辐射强度来区分不同地物。

在这一表示方法中，光谱曲线中包含了用于解译光谱所需的地物信息。但在实际情况中，地物光谱响应会受到如太阳照度和风速等因素的影响，而这些因素却很难准确测量，这就造成了即使同类别地物在光谱空间也会具有较大的光谱差异，使得这一表示方法很难适应高光谱数据的分析，这一现象对基于光谱空间的分类算法提出了挑战。

3. 特征空间

二维的特征空间 [如图 1-3 (c) 所示] 可以看成是把不同地物在两个波段的辐射强度值绘制在二维平面上。高光谱数据组成的高维特征空间是一个高维凸体结构，凸体的顶点表示每个类别的像素，不同地物间的差异程度

便由凸体顶点间的高维几何关系来表示^[12]。设光谱遥感数据中包含 N 个波段, 在光谱空间进行取样后, 将得到的 n 个数据用一个 n 维向量来表示, 每个像素可描述为 N 维特征空间中的一个点, 这个 N 维向量包含了此像素点的所有光谱信息。虽然这一抽象的表示方式使人们难以想象高维空间中数据的分布方式, 但从提供的地物属性特征的角度来说, 特征空间提供了最多的信息, 采用计算机处理数据时, 特征空间比图像和光谱方法更适合于高光谱影像的研究。但特征空间较高的特征维数也为数据的空间几何模型构造及分类算法的复杂度带来了影响。

综上, 图像空间、光谱空间和特征空间三种表示方法各有适应的场合, 特征空间表示法更有利于信息提取。本书所采用的基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的分类方法是将数据映射到一个高维的特征空间进行分类, 并不直接在特征空间中分类。

1.2 高光谱遥感影像分类概述

如何充分利用高光谱遥感数据提供的丰富地表信息, 以及如何在如此大量的信息中提取有用信息, 是摆在研究者面前的重要课题。高光谱数据处理的一个主要内容就是地物目标分类。这一分类技术已广泛应用在了专题信息的提取和专题地图 (Thematic Map) 的制作, 也作为监测地物动态变化、建立空间数据库的重要方法。分类是对数据体的每个像素点赋予一个类别标记, 用以提取有用信息。目视解译是对影像人工分类的传统方法, 工作者的目视判读经验及地学知识, 极大地影响了解译的结果, 目视解译需要耗费极大的人力、物力, 且极易出错。20 世纪 70 年代, 人们开始重视计算机自动解译的方法研究, 以提高分类的质量和效率。当时的传统统计模式识别方法的分类精度不能令人满意。因此改进现有分类算法、寻找新的方法, 一直是对分类算法提出的新要求。

1.2.1 高光谱遥感分类的理论与方法

高光谱遥感影像数据处理的一个主要内容就是地物目标分类。遥感信息是通过遥感传感器获取的有关观测目标的信息, 拥有多维信息, 蕴含了丰富的地物波谱信息。分类是人们从遥感影像上寻求最大信息价值的重要途径之一。遥感影像分类是遥感图像的计算机自动识别和分类的简称, 是一种描述

地物目标或种类的分析技术。遥感影像分类通过分析各类地物的光谱和空间信息，经过选择特征，用判别函数或相应的判别准则将复杂信息简化为少量的一般性类别、将特征空间划分为互不重叠的子空间，从而决定图像中的每个像素点属于特定子空间。通过分类，人们可以清晰地认识地物的空间分布，便于从中发现规律。

遥感影像像素的相似度是高光谱遥感影像分类的理论依据。相似度的衡量常使用距离和相关系数，距离越小相似度越大；相关程度越大，相似度越大。目前，大多数用计算机来识别和分类地物的研究，都是通过模式识别理论，基于物体的光谱特征将遥感影像自动分成若干地物类别。

所以，依据遥感图像中像元的光谱特征和空间特征的相似特性就可实现遥感图像分类，以约定的差异分割准则将像元分成若干组，相同组别的像元即代表这一类别的目标集合，所有集合的全集即为分类结果，如图 1-4 所示。

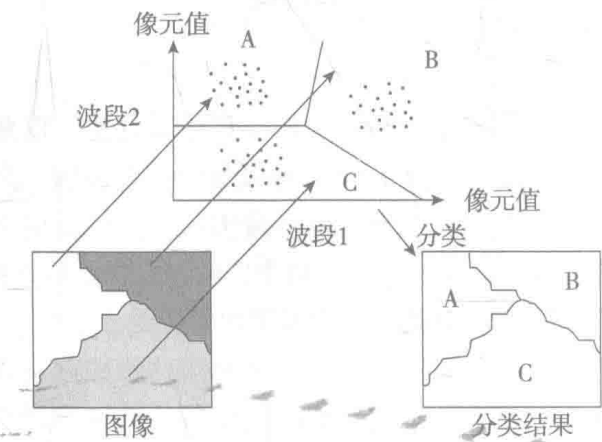


图 1-4 遥感影像分类的基本原理示意

遥感影像的特征变量是遥感影像计算机识别分类的主要依据。特征变量组成一个高维数的特征变量空间，客观地反映了地物目标的特征。变量多、维数高，有利于分类精度的提高，但也增加了分类算法的计算量与复杂性；变量间的高相关性，也会造成分类判决过程中不确定性与混淆，降低分类精度。选择有良好分类效果的特征变量，可有效地提高分类精度。但特征变量的选择会受到来自研究地区及应用目的等要素的影响，选择的依据是要尽可能选取数量适当，既能体现地物目标的类内聚合性，又能扩大类别间差异性的特征变量。实践中一般采用计算熵值法、因子分析法和排序法等。但仍需

反复实验,才能最后确定特征变量,获得较好的分类效果。

目前,使用最广泛、较成熟的遥感影像计算机识别是统计法分类。一般采用多波段遥感数据,通过数学运算产生新的变量数据参与分类来提高分类的精度,也会通过数学运算,如比值运算,或 K-L 变换等方法产生新的变量数据参与分类。所以遥感影像统计分类实质上是多变量的影像分类,不能孤立地根据个别变量的数值进行分类,应从整个向量数据特征出发,依空间集群的分布来分类,这些空间集群都拥有集群的中心,其离散程度可用标准差向量或协方差矩阵来衡量。遥感影像分类过程主要有以下 6 个步骤。

(1) 原始遥感影像数据的预处理 (Preprocessing), 包括影像的几何与辐射矫正、采样、量化、去噪等。

(2) 训练集选择, 训练样本应该抽取那些具代表性的数据, 确定分类方法和分类类别。

(3) 特征提取 (Feature Extraction), 找出能代表类别的统计特征, 从样本数据中提取反映观测目标特性的特征矢量。

(4) 设计分类器 (Classifier), 根据影像数据的特征, 选择合适的影像分类方法。

(5) 影像分类运算 (Classification), 采用上一步选择的分类器, 将遥感影像中各像素分配到划分后的特征空间相应的类别中, 完成分类工作。

(6) 分类精度检查, 包括精度评价, 分类后处理, 对判别分析的结果进行统计检验。

1.2.2 分类精度评价

从光谱影像的角度来说, 遥感影像分类精度评估通常是比较分类数据与标准数据 (地面实测调查), 分类精度由正确分类的百分比表示。

目前, 广泛用于测量每个高光谱影像分类方法统计意义的精度评价因子有混淆矩阵 CM (Confusion Matrix)、总体精度 OA (Overall Accuracy)、生产精度 PA (Product's Accuracy)、用户精度 UA (User's Accuracy)、漏分误差 (Omission Errors)、错分误差 (Commission Errors) 和 $Kappa$ 系数 ($Kappa$ Coefficient)^[13]等。

(1) 混淆矩阵 CM : 用于比较分类图中的相应位置和地表真实像元的位置, 用一个矩阵显示分类结果的精度。矩阵的行和列分别代表了遥感数据的分类信息和地表真实类别信息, 混淆矩阵形式如表 1-1 所示。

表 1-1 混淆矩阵形式

实测数据类型	分类数据类型				实测总和
	1	2	...	N	
1	p_{11}	p_{21}	...	p_{n1}	p_{+1}
2	p_{12}	p_{22}	...	p_{n2}	p_{+2}
...	...	...	...	...	...
n	p_{1n}	p_{2n}	...	p_{nn}	p_{+n}
分类总和	p_{1+}	p_{2+}	...	p_{n+}	p

表 1-1 中, p_{ij} 表示研究区中应属于 i 类的像元被分到 j 类中去的像元总数, n 为类别总数, p_{i+} 是混淆矩阵的列和, 表示某类的地表真实像元总数, p_{+i} 是混淆矩阵的行和, 表示被分为某类的像元总数。

(2) 总体精度 OA : 指被正确分类的像元总数占总像元数的比例, 如式 (1-1)。

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ii}}{N} \times 100, N = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m p_{ij} \tag{1-1}$$

(3) 生产精度 PA (制图精度): 分类器将一幅图像的像元归为地表真实类别的概率。如表 1-1 中的 p_{1+} , p_{2+} , ..., p_{n+} 。

(4) 用户精度 UA : 是指假定分类器将像元归到 A 类时, 相应的地表真实类别是 A 类的概率。如表 1-1 中的 p_{+1} , p_{+2} , ..., p_{+n} 。

(5) $Kappa$ 系数: 是一种测定两幅图像之间吻合度或精度的指标^[14-16], 如式 (1-2)。

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r p_{ii} - \sum_{i=1}^r p_{i+} \times p_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r p_{i+} \times p_{+i}}, N = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m p_{ij} \tag{1-2}$$

另外, 还有错分误差和漏分误差。混淆矩阵的行显示的就是错分误差, 混淆矩阵的列显示的就是漏分误差。不同于总体精度, $Kappa$ 同时考虑了对角线上被正确分类的像元和不在对角线上的漏分、错分错误, 是一种分类精度评价的综合指标。

1.3 遥感影像分类研究现状

近年来,遥感影像分类技术,已被广泛应用于遥感信息提取、动态变化检测、遥感专题制作、遥感数据库建立。高光谱遥感影像数据类别多且含混度大,是典型的多类别分类识别问题,是当前遥感影像研究中的一个关键问题。但现有的高光谱遥感影像分析识别精度还不能满足实际需要,人们的研究重点仍是寻找新的分类算法,改进现有分类的方法和模型,提取高精度的地物信息。

最初的遥感影像解译是目视判读,这一方法更多依赖于影像解译人员的解译经验与水平,在遥感影像分类方法上并没有新的突破。为满足高光谱影像分类对处理速度、分类精度和鲁棒性的要求,有必要在研究现有分类处理技术的基础上,探索新的分类、优化实现算法。初期的机器学习建立在概率统计的基础上,其研究局限于人工智能领域。近年来,环境检测、地质探测等实际问题,引起统计分析与机器学习(Machine Learning)研究的广泛关注,智能处理技术,如模式识别、核空间映射等的快速发展,为高光谱影像的非线性问题的解决提供了理论和方法^[17],机器学习逐渐成为解决不同领域、不同学科问题的技术。机器学习擅长挖掘海量数据中的有用信息,用以指导信息处理和决策,可将其中的数据处理和模式识别技术用于遥感影像数据的分类中。许多机器学习技术如最大似然法、神经网络、支持向量机,以及最新发展的机器学习方法,如主动学习、流形学习、增强学习、集成学习等,都运用光谱特征对多波段遥感影像数据进行分类,如近年来快速发展的集成学习(Ensemble Learning)分类系统通过对分类器集合中的基分类器进行选择与组合,获得比单一分类器更高的分类精度^[18],能够显著提高模式分类和目标识别精度,已广泛应用于目标识别与分类、植被变化检测等多领域,成为机器学习在高光谱遥感影像分类中的应用前沿。Murai^[19]提出了基于神经网络和知识发现的分类方法等。这些方法非常适合处理高维和复杂的小样本多维数据分类,促进了遥感影像分类研究更深入地发展。

对于高光谱遥感影像来说,光谱中的每个波段都提供了某种地物的一定信息,但各波段的重要性并不相同、所提供的信息会有冗余,体现在波段间的相关性很强。由于高光谱影像的光谱分辨率和光谱维数较高,因此加剧了数据处理过程的复杂性,为地物分类的传统图像分类识别算法提出了挑

战^[20]，特征间的冗余信息也妨碍了目前高光谱影像分类算法精度的提高。有限的训练样本也使得高光谱影像处理中出现了“维数灾难”现象^[21]。为达到地物分类和目标识别的目的，减少数据量和计算时间、消除数据间的冗余信息，需要对高光谱影像进行降维处理。作为高光谱影像主要降维方法的特征选择（Feature Selection）和特征提取（Feature Extraction），能在保留更多地物信息的同时，有效降低特征空间的维数。特征选取是通过映射和变换的方法，把原始模式空间的高维数据变成特征空间的低维数据。基于变换的特征提取方法，如主成分分析（又称为 K-L 变换）、Gabor 小波变换^[22]等，运算速度快，可将高维数据直接降低到低维；而能保持图像原有特征的波段选择则是基于非变换的特征选取方法。

对于高光谱影像的波段选择的准则函数来说，一类是基于距离量度等的类别可分性原则的，比如离散度、Jeffreys - Matusita 距离等；另一类是基于信息熵等信息量原则去选择信息量大的波段。韩鹏等^[23]基于信息熵提出了最优空间尺度选择方法优选最佳波段组合。Chavez 等^[24]提出了最优指数（Optimum Index Factor, OIF）波段选择法。Serpico 等^[25]基于 Jeffreys - Matusita 距离，提出了最速上升（Steepest Ascent, SA）搜索技术进行波段选择，但是处理时间较长。周爽^[26]应用蚁群算法对高光谱影像进行降维和分类，但算法容易陷入局部最优。Patra 等^[27]提出基于粗糙集的监督方法从高光谱影像中选择波段。齐滨^[28]提出了改进的二次端元提取方法，提升了数据的可分性。Martinez - Uso 等^[29]通过应用互信息准则或 Kullback - Leibler (KL) 散度标准聚类相似波段，获得了信息丰富的波段。Das 等^[30]使用分割相关波段消除冗余波段。Wang 等^[31]提出了基于列子集的波段选择方法。但是，所有这些方法，在深度挖掘富含信息量的特征、消除特征对类别的依赖性和特征间相关性（Inter - feature Correlation）、提高类别可分性方面都会存在一些缺陷。

1.4 遥感影像分类存在的问题

遥感影像地物种类多、信息含量大，其分类一直是遥感影像研究领域的前沿问题。从训练样本集上获取精度高的分类器是进行优化的过程，如何训练分类器成为机器学习中关键问题之一。因此，遥感影像分类中存在如下一些问题。

(1) 由于 Hughes 现象^[21]的存在，对训练样本数量的要求随着高光谱影