

分类号_____密级_____

UDC_____编号_____

中 国 科 学 院
博士学位研究生学位论文
时空信息辅助下的高光谱数据挖掘

张兵

指导教师姓名童庆禧 院 士，中国科学院遥感应用研究所，北京

郑兰芬 研究员，中国科学院遥感应用研究所，北京

申请学位级别博 士 学科专业名称地图学与地理信息系统

论文提交日期 2002 年 12 月 论文答辩日期 2002 年 12 月

学位授予单位名称中国科学院遥感应用研究所

答辩委员会主席_____

评阅人_____

二零零二年十二月

Hyperspectral Data Mining Supported by Temporal and Spatial Information

By

ZHANG Bing

Supervisor: Prof.TONG Qingxi

Prof.ZHENG Lanfen

A dissertation submitted in fulfillment

of the requirements for the degree of

Doctor of Philosophy

in

Cartography and Geographical Information System

December 2002

论文摘要

遥感技术的发展一直伴随着空间分辨率与光谱分辨率的进步。传统的多光谱扫描仪对光谱曲线的采样是零散的,从可见到短波红外它通常只记录 10 个左右的光谱波段,其光谱分辨率也在 $0.10\mu\text{m}$ 数量级。而高光谱成像或成像光谱却能够得到上百通道、连续波段的图像,从而可以从每个图像像元中提取一条完整的光谱曲线。

高光谱遥感将确定地物性质的光谱与确定地物空间与几何特性的图像有机地结合在一起。从空间对地观测的角度来说,高光谱遥感信息无论对地物理化特性的深层探索,还是对地物间微小差异的精细识别,以及对自然界的知识发现,都为人类提供了前所未有的丰富信息。随之而来的问题就是,面对如此多的波段、如此海量的光谱图像信息如何去处理、如何从中提取我们需要的信息,黑白图像以及多波段彩色图像的一些处理算法甚至主要处理和分析手段已经无法满足高光谱遥感信息的处理要求。高光谱图像立方体图谱合一的特点,要求人们从光谱维去理解地物在空间维的变化,人们对二维空间图像的处理与分析需要转化成对每个像元所提取出的光谱曲线的处理与分析。而本论文的核心正是围绕着高光谱数据处理与分析这个核心,从系统性与创新性的角度展开相关论述。

本篇论文在第一章高光谱遥感综述的基础上,利用第二章和第三章,就高光谱数据的定量化和参量化、高光谱图像分类与地物识别这两个关键的高光谱信息处理技术环节进行论述。它们在总结国内外研究成果的基础上,提出了作者自己的研究思路和研究成果,这也为后两章研究内容的展开提供了数据处理和分析的技术铺垫。第四章和第五章就时间和空间信息辅助下的高光谱遥感数据挖掘问题进行系统化地研究和论述,这两章内容拟在探讨以高光谱图像数据为核心的前提下,面对不同的问题,如何从不同角度发挥空间和时间辅助信息的作用,以更加有利于高光谱遥感应用研究的发展。归纳起来,本研究在高光谱信息处理与提取领域取得了如下几点进展:

- (1) 在光谱特征选择方面,提出了高光谱图像波段选择和目标在图像中快速查找技术。在光谱特征提取和光谱减维方面给出了多种光谱参量化方案。结合高光谱地质遥感和地层分析的应用实际,首次提出了光谱柱状图的概念。它通过变差分析技术放大了相似沉积地层的光谱差异,将光谱曲线变换成彩色光谱条码,从而建立起新疆吐鲁番背斜 14 套地层的光谱柱状图。
- (2) 本论文在实践和分析前人高光谱图像分类方法的基础上,提出了特征优化的专家决策分类算法。这种算法主要体现了两大原则,一是基于待分类别的光谱特征优

化与参量化原则，二是类别判定中的模糊定义与专家决策原则。论文给出了这种算法的普遍性运算流程，并通过与其它几种方法的对比显示了它的优越性。

- (3) 本论文在高光谱伪装探测方面比较了几种不同伪装材料的光谱曲线数据，说明了在短波红外鲜活植被所特有的液态水吸收光谱特征是很难模拟的，这将成为植被伪装识别的重点。同时，本文在北京亚运村地区基于凸面几何体投影变换技术成功地完成了建材市场屋顶板材的高光谱探测。
- (4) 本论文在植被光谱特征分析与高光谱植被指数构建基础上，将多时相的高光谱图像立方体变换成多时相指数图像立方体 (MIIC)，并利用 MIIC 模型分析了日本生菜、中国大白菜、氮与水胁迫下的小麦生化参量时空变化规律。
- (5) 本论文在空间信息辅助下的高光谱数据挖掘方面，提出了基于图像光谱复原的空间域遥感数据融合模型、像元空间关联分析模型、图斑级光谱分解与分类模型、DGM 辅助高光谱图像分析模型。它们分别从四个方面论述了空间辅助信息在高光谱遥感数据处理与应用中的作用。

关键词：高光谱遥感 时间数据 空间数据 信息提取

ABSTRACT

From the beginning of remote sensing, imaging technology has advanced in two major ways: one is the improvement in the spatial resolution of images, another is the improvement in the spectral resolution of images. Conventional multispectral scanners record up to 10, or so, spectral bands with bandwidths on the order of $0.10\mu\text{m}$ in visible to short wave infrared bands. Furthermore, hyperspectral imaging, or called imaging spectrometry, can acquire images in hundreds of registered, contiguous spectral bands such that for each picture element it is possible to derive a complete reflectance spectrum.

Hyperspectral remote sensing effectively make the spectral feature and geometric characters of objects together. From the view of earth observation from space, hyperspectral data provide human being more abundant information, not only in the deep explorations of object's physical and chemical characters, but also in the precise classification of different objects and knowledge innovation. In case of so much spectral bands and such huge quantities of data, some conventional data processing methods can not play good roles. Aiming at the hyperspectral image cube, the understanding and data processing in image spatial dimension must be changed to that completed in the spectral dimension. This dissertation is just concentrated on above aspects and evolved in the systematic and innovative views.

This dissertation begin from the introduction on hyperspectral remote sensing technology. In the second and third chapters, two key points in hyperapectral data processing and analysis area, hyperspectral data calibration and parameterizationand, and hyperspectral image classification and identification, were dissertated. The fourth and fifth chapter pays more attentions to the hyperspectral data mining supported by the temporal and spatial information. In general, this study have some advantages as follows:

- (1) As for spectral feature selection, spectral bands selection and objects quickly finding in image cube were provided. On the other hand of spectral feature

extraction, several selections of spectral parameterization were also provided. Considering the hyperspectral geological remote sensing, stratum spectral histogram was established specially for 14 strata in Tulufan anticline.

- (2) After discussion on the traditional image classification, a new method, Expert Decision Classification Based on Feature Optimization, was provided here. It is designed out in accord with two principles: one is the spectral feature optimization and parameterization, another is fuzzy and expert decision in pixel identification. Comparing with other method, this method can acquire more accurate classification results.
- (3) Several spectra of man-made camouflage materials were provided here. In the SWIR, the position and relative intensities of the major absorption features associated with water are difficult to duplicate due to the complex architecture of vegetation. In addition, convex geometry projection was successfully used in the different metal material detection.
- (4) On the bases of vegetation spectral analysis and hyperspectral vegetation indices, Multi-temporal Indices Image Cube was put forward and used in the dynamic growing analysis of Japanese lettuce, Chinese cabbage, and wheat stressed by nitrogen or water contents.
- (5) In the area of hyperspectral data analysis supported by spatial information, Four application aspects were provided: spatial fusion based spectral reversion, hyperspectral data analysis associated with pixel position analysis, spectral unmixing and classification in the field patch units, and image classification supported by digital geomorphology model.

Key Words: Hyperspectral remote sensing, Temporal data, Spatial data, information extraction.

目 录

第一章 高光谱遥感综述	1
1.1 引言	1
1.2 高光谱遥感的物理基础	1
1.3 成像光谱仪基本原理	5
1.3.1 简介	5
1.3.2 摆扫型成像光谱仪	7
1.3.3 推扫型成像光谱仪	9
1.4 高光谱数据处理技术发展	10
1.5 研究重点与论文结构	12
第二章 高光谱遥感数据定量化与参量化	14
2.1 高光谱数据定标	14
2.1.1 概述	14
2.1.2 地面光谱测量与高光谱遥感	14
2.1.3 大气影响消除和表观反射率转换	16
2.1.4 光谱图像后处理	26
2.2 混合光谱分析	26
2.2.1 混合光谱机理	26
2.2.2 线性光谱分解	29
2.3 光谱特征选择与特征提取	32
2.3.1 特征选择	32
2.3.2 特征提取	34
2.3.3 光谱特征参量化	37
2.3.4 地层光谱柱状图	41
2.4 小结	44
第三章 高光谱图像分类与地物识别	45
3.1 高光谱图像分类	45

3.1.1 传统的遥感图像分类	45
3.1.2 特征优化的专家决策分类	47
3.2 高光谱遥感伪装探测与目标识别	53
3.2.1 人造伪装材料光谱特性综述	53
3.2.2 高光谱伪装探测	54
3.2.3 高光谱目标识别	56
3.3 专题信息与图像数据的综合表达	60
3.4 小结	61
 第四章 时间信息辅助下的高光谱植被遥感	63
4.1 植被的光谱特性	63
4.2 植被光谱分析	67
4.2.1 植被光谱分析模型	67
4.2.2 植被光学路径与植被光谱	68
4.2.3 植被光谱的尺度效应	69
4.3 高光谱植被指数构建	71
4.4 多时相指数图像立方体	73
4.5 高光谱植被指数时间序列分析	74
4.6 小结	77
 第五章 空间信息辅助下的高光谱遥感数据分析	78
5.1 数据级融合与特征级融合	78
5.2 高光谱与高空间图像数据级融合	79
5.2.1 光谱域数据融合	79
5.2.2 空间域数据融合	80
5.2.3 基于图像光谱复原的空间域遥感数据融合模型 (SFSR)	81
5.3 像元空间关联下的高光谱数据分析	83
5.4 空间信息支持下的图斑级光谱分解与分类	84
5.4.1 地物边缘检索与图斑生成	85
5.4.2 图斑级上的光谱分析和图像分类	87
5.5 数字地貌模型与高光谱图像分析	92

5.5.1 概述	92
5.5.2 数字地貌模型的建立	93
5.5.3 DGM 支持下的像元光谱分解与亚像元定位	96
5.5.4 模糊数学理论指导下的 DGM 辅助高光谱数据分类	98
5.6 小结	101
第六章 总结与展望	103
参考文献	105
附录	
致谢	

CONTENTS

1 Introduction on Hyperspectral Remote Sensing	1
1.1 Summary	1
1.2 Physical Basis for Hyperspectral Remote Sensing	1
1.3 Imaging Spectrometry Rationale	5
1.3.1 Introduction	5
1.3.2 Whiskbroom Imaging Spectrometer	7
1.3.3 Pushbroom Imaging Spectrometer	9
1.4 Development of Hyperpsectral Data Processing	10
1.5 Structure and Main Contents in the Thesis	12
2.Hyperspectral Data Calibration and Parameterization	14
2.1 Hyperspectral Data Calibration	14
2.1.1 Summary	14
2.1.2 Ground Spectrum Measurements and Hyperspectral Remote Sensing ...	14
2.1.3 Atmosphere Remove and Reflectance Conversion	16
2.1.4 Spectral Image Post-Processing.....	26
2.2 Spectral Mixture Analysis.....	26
2.2.1 Spectral Mixture Rationale	26
2.2.2 Linear Spectral Unmixing	29
2.3 Spectral Feature Selection and Feature Extraction.....	32
2.3.1 Feature Selection	32
2.3.2 Feature Extraction.....	34
2.3.3 Feature Parameterization	37
2.3.4 Stratum Spectral Histogram	41
2.4 Summary	44
3 Hyperspectral Image Classification and Object Identification.....	45
3.1 Hyperspectral Image Classification.....	45

3.1.1 Conventional Remote Sensing Image Classification.....	45
3.1.2 Expert Decision Classification Based on Feature Optimization.....	47
3.2 Camouflage Detection and Object Identification	53
3.2.1 Spectral Properties of Man-Made Camouflage Materials	53
3.2.2 Camouflage Detection by Hyperspectral Data	54
3.2.3 Object Identification by Hyperspectral Data	56
3.3 Thematic Mapping Synthetically Fused with Image data.....	60
3.4 Summary.....	61
4 Hyperspectral Vegetation Analysis Supported by Temporal Infor	63
4.1 Spectral Properties of Vegetation.....	63
4.2 Spectral Analysis of Vegetation	67
4.2.1 Model-based Analysis of Vegetation Spectra	67
4.2.2 Optical Path Length and Vegetation Spectra	68
4.2.3 Scale Dependence of Vegetation Spectra	69
4.3 Hyperspectral Vegetation Indices	71
4.4 Multi-temporal Indices Image Cube (MIIC)	73
4.5 Dynamic analysis of hyperspectral vegetation indices.....	74
4.6 Summary.....	77
5 Hyperspectral Data Analysis Supported by Spatial Information.....	78
5.1 Data Fusion and Feature Fusion	78
5.2 Image Fusion by Hyperspectral and High-Spatial Resolution Data.....	79
5.2.1 Data Fusion in Spectral Space	79
5.2.2 Data Fusion in Spatial Space	80
5.2.3 Spatial Data Fusion Under Image Spectral Reversion	81
5.3 Hyperspectral Data Analysis Associated with Pixel Position Analysis.....	83
5.4 Spectral Unmixing and Classification in the Field Patch Units	84
5.4.1 Image Edge Search and Field Patches Generation	85
5.4.2 Spectral Analysis and Image Classification in the Field Patch Units.....	87
5.5 Digital Geomorphology Model and Hyperspectral Image Analysis.....	92

5.5.1 Introduction	92
5.5.2 Establishment of Digital Geomorphology Model.....	93
5.5.3 Mixed Pixel Analysis and Sub-pixel Position Supported by DGM.....	96
5.5.4 Hyperspectral Image Fuzzy Classification Supported by DGM	98
5.6 Summary.....	101
6 Conclusion and Discussion.....	103
References.....	105
Appendices	
Thanks	

第一章 高光谱遥感综述

1.1 引言

遥感 (Remote Sensing) 可以概括为借助光、热、无线电波等电磁能量 (Electromagnetic Energy) 来探测地物特性的科学 (Sabins,1996)。在 20 世纪 60 年代之前,人类对地球和宇宙的观测还主要以可见光 (visible light) 为主,远距离的观测也仅仅依靠航空飞机和望远镜。进入 20 世纪 60 年代之后,红外成像与合成孔径雷达技术的飞速发展使得人们可以从更广阔的电磁波区域获取图像,这大大扩展了遥感应用的范围。而随后人造卫星的成功发射更使得人类具有了从太空近地轨道观测地球的能力。当今遥感科学的飞速发展为我们提供了越来越先进的遥感仪器,这些遥感仪器被广泛放置在卫星和航空平台上,并以数字成像的方式在更广阔的波谱范围来观测我们所赖以生存的地球和宇宙。同时,伴随着计算机技术的飞速发展,遥感图像处理与分析技术也为人类更好地利用如此丰富的遥感图像数据提供了更大的可能。遥感应用的领域也更加的广阔,它们涉及全球环境、土地利用、资源调查、自然灾害甚至星际探测等等方方面面。在遥感技术的发展经历了全色 (黑白)、彩色摄影、光谱扫描成像阶段之后,80 年代初期成像光谱概念的出现,使光学遥感进入了一个崭新的阶段——高光谱遥感 (Hyperspectral Remote Sensing)。高光谱遥感具有 $10^{-2}\lambda$ 的光谱分辨率,在可见光到短波红外波段其光谱分辨率高达纳米 (nm) 数量级。高光谱遥感通常具有波段多的特点,光谱通道数多达数十甚至数百个以上,而且各光谱通道间往往是连续的,因此高光谱又通常被称为成像光谱 (Imaging Spectrometry)。在遥感的发展历史上,高光谱遥感的出现可以说是一个概念上和技术上的创新 (童庆禧, 1990, 1999)。

1.2 高光谱遥感的物理基础

遥感的物理基础是建立在电磁波理论上的。电磁波 (Electromagnetic Waves) 系指所有以波动形式在真空中以光速传播的能量,它具有速度 (Velocity)、波长 (Wavelength)、频率 (Frequency) 三方面的属性。其中速度和波长随着电磁波通过不同密度的介质而改变,但其频率是不变的,电磁波在真空中以光速传播。电磁波谱 (Electromagnetic Spectrum) 的波长从毫微米级 (Nanometers) 的伽玛射线 (Gamma-ray) 一直延伸到米级 (Meters) 的无线电波 (Radio), 地球上的所有物

质都能够辐射一定波长范围的电磁波，它们的最大辐射强度都随着物体自身温度的增加而向短波（Short wavelength）方向移动（Swain 1978）。

电磁波与物质发生作用时称作入射辐射（Incident Radiation）或入射光（Incident Light），这种电磁波与物质间的相互作用会引起入射光在强度（Intensity）、方向（Direction）、波长（Wavelength）、极化（Polarization）和相位（Phase）等方面的改变。成象光谱遥感的物理基础就是准确地记录下电磁波与物质间的这种相互作用沿波长方向的精细变化，它反映了不同地表物质与光子间相互作用的差异，从而带有了丰富的地物信息，这种信息是由地物的宏观（形态）特性和微观（分子级）特性决定的。电磁波与物质间相互作用机理包括五种形式：散射（Scattered）、反射（Reflected）、发射（Emitted）、吸收（Absorbed）和透射（Transmitted），如图 1-1（Sabins,1996）所示。

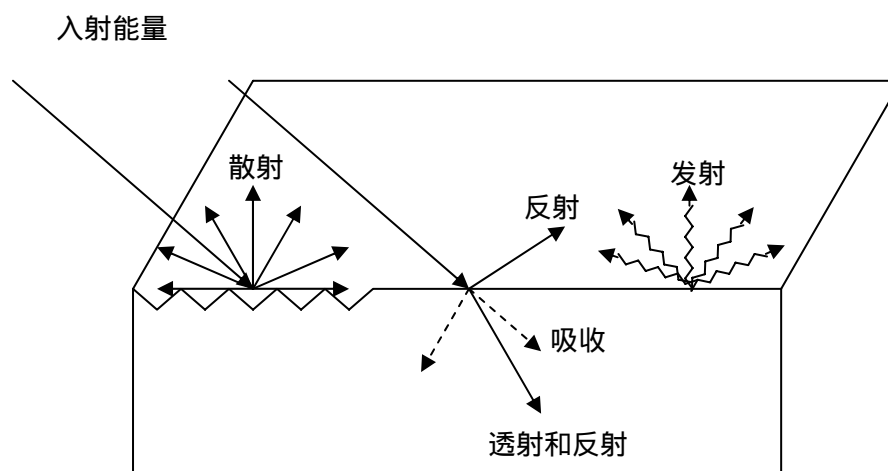


图 1-1 电磁波与物质间的相互作用

电磁波谱按照波长的不同可分为不同的光谱区间，图 1-2 显示了不同的光谱区间所对应的光谱波长范围，它的横坐标以对数关系来显示，显然可见光波段（ $0.4\text{--}0.7\mu\text{m}$ ）在整个光谱区间只占非常小的一部分。另外大气对电磁波的吸收是选择性的，图 1-2 显示了这些吸收波段（Absorption Bands）的波长区间。波长小于 $0.3\mu\text{m}$ 的紫外线(UV)几乎全部被大气上层的臭氧（ O_3 ）层吸收。另一个最重要的吸收来自于大气中的水汽颗粒，在波长小于 0.1cm 的范围有多个强烈吸收带，而只有微波辐射和长波辐射能够完全穿透云层。

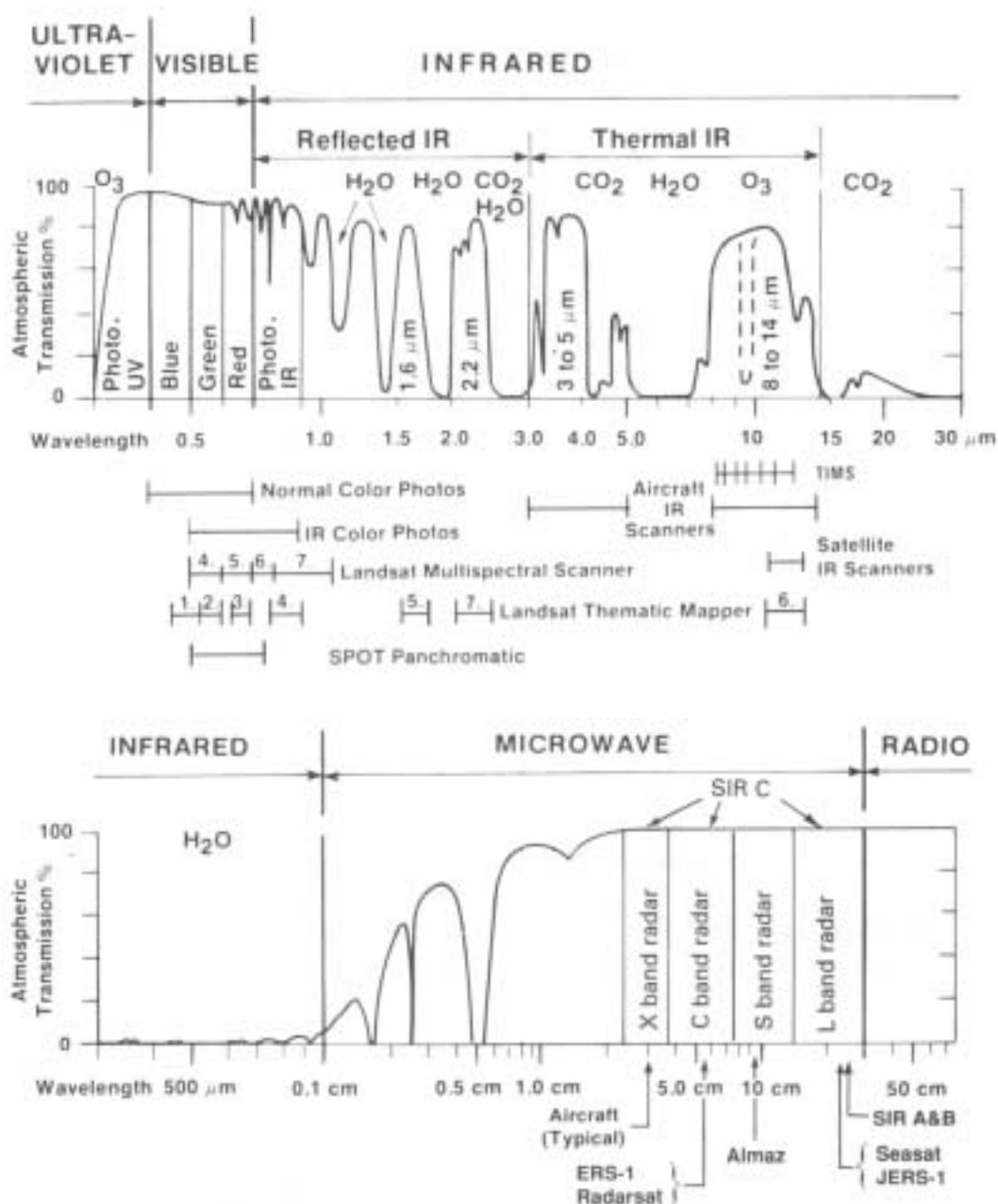


图 1-2 遥感系统通常所记录的电磁波谱范围，上图主要是可见光和红外区间，下图为微波区间

从图 1-2 (Sabins, 1996) 还可以看出，传统的全色和多光谱遥感在光谱通道数上是非常有限的，在可见光 (Visible) 和反射红外 (Reflected Infrared) 区，其光谱分辨率通常在 100nm 量级。而成像光谱遥感，以图 1-3 所示的先进可见光红外成像光谱仪 AVIRIS 为例，在 400nm 到 2500nm 的区间内，可以连续测量地物相邻的光谱信号 (Vane 1987, Green 1985, Clark 1990, Melack 1992)。

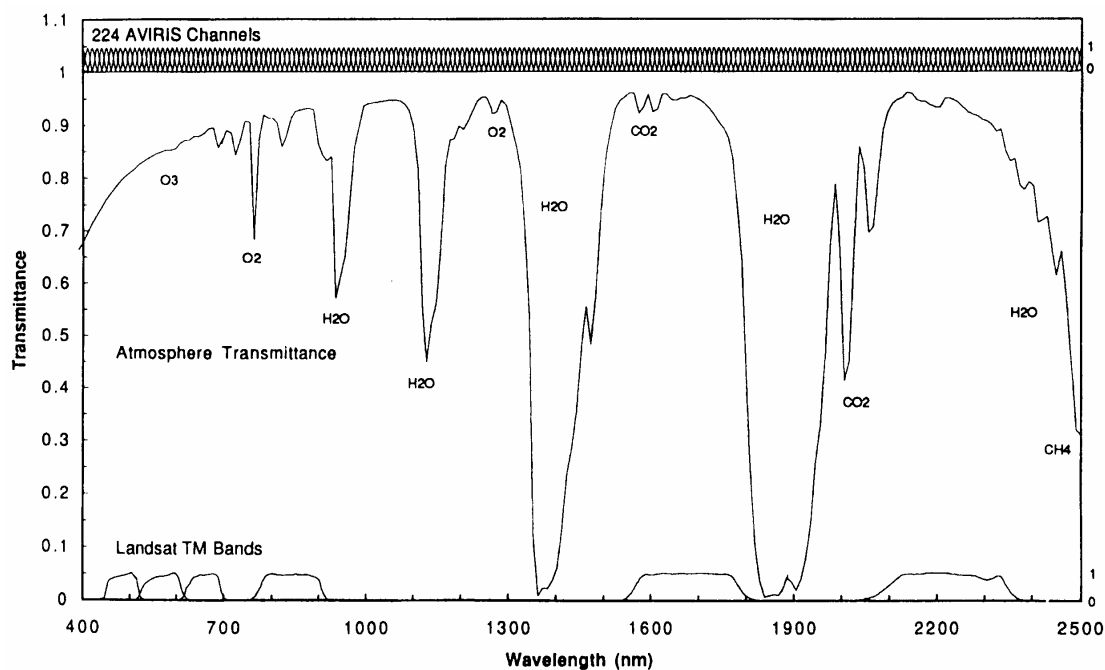


图 1-3 AVIRIS 与 TM 光谱通道比较

这些光谱信号可以转化成光谱反射率曲线 (Spectral Reflectance Curves) 或称之为反射光谱 (Reflectance Spectra), 它真实地记录了入射光被物体所反射回来的能量百分比随波长的变化规律。图 1-4 是几种典型地物的反射光谱和光谱吸收 (Spectral Absorption), 显然对应不同的遥感器波段设置, 遥感数据对地物光谱特征的反映程度也明显不同。

物体的光谱特性与其内在的理化学特性紧密相关, 以矿物为例, 矿物光谱主要取决于物体内部电子 (Electrons) 与晶体场 (Crystal Fields) 的相互作用, 以及物体内部的分子振动 (Molecular Vibrations)。电子与晶体场的相互作用来源于晶体场作用 (Crystal Field Effects)、电荷转移 (Charge Transfer)、半导体 (Semiconductor) 和色心 (Color Centers) 的影响。在晶体场作用中由于离子 (Ion) 能级的跃迁会引起吸收特征的变化, 但反射光谱主要还是由矿物质的差异引起的, 它与粒径无关。在晶体场作用中, 铁离子扮演十分重要的角色, 一方面它在地球上广泛存在, 另一方面 Fe^{2+} 、 Fe^{3+} 能够置换自然界中的 Mg^{2+} 和 Al^{3+} 。电子从一个原子到另一个原子的转移也会对光谱产生影响, 例如 Fe-O 的电子转移就会引起光谱吸收位置向紫外 (Ultraviolet) 方向移动。反射光谱吸收边缘取决于禁带 (Band Gap) 的宽度, 入射的光子 (Incoming Photons) 必须有足够的能量来推动价带 (Valence Band) 电子进入导带区 (Conduction Band), 而在波长方向反射光的急剧增加与带隙能量有关。在某些如离子缺失的结构缺陷的情况下, 就会产生电子捕获, 如 CaF_2 中的 F

离子丢失而被一个电子取代时，就会造成红绿吸收，而呈现紫色，从而形成了色心。不同物质的分子振动对光谱特性有很大的影响，一般的固体物质的振动发生在大于 $2.5\mu\text{m}$ 波长范围，Si-O、Al-O 的分子振动就发生在 $10\mu\text{m}$ 波长范围。 H_2O 有 $2.66\mu\text{m}$ 、 $2.74\mu\text{m}$ 和 $6.08\mu\text{m}$ 三个基本的分子振动波长位置。不同物质间这种内在的微观差异正是成像光谱仪遥感实现地物探测的物理基础，在图 1-4 中我们能够清楚看到不同物质间千差万别的光谱特征和形态。

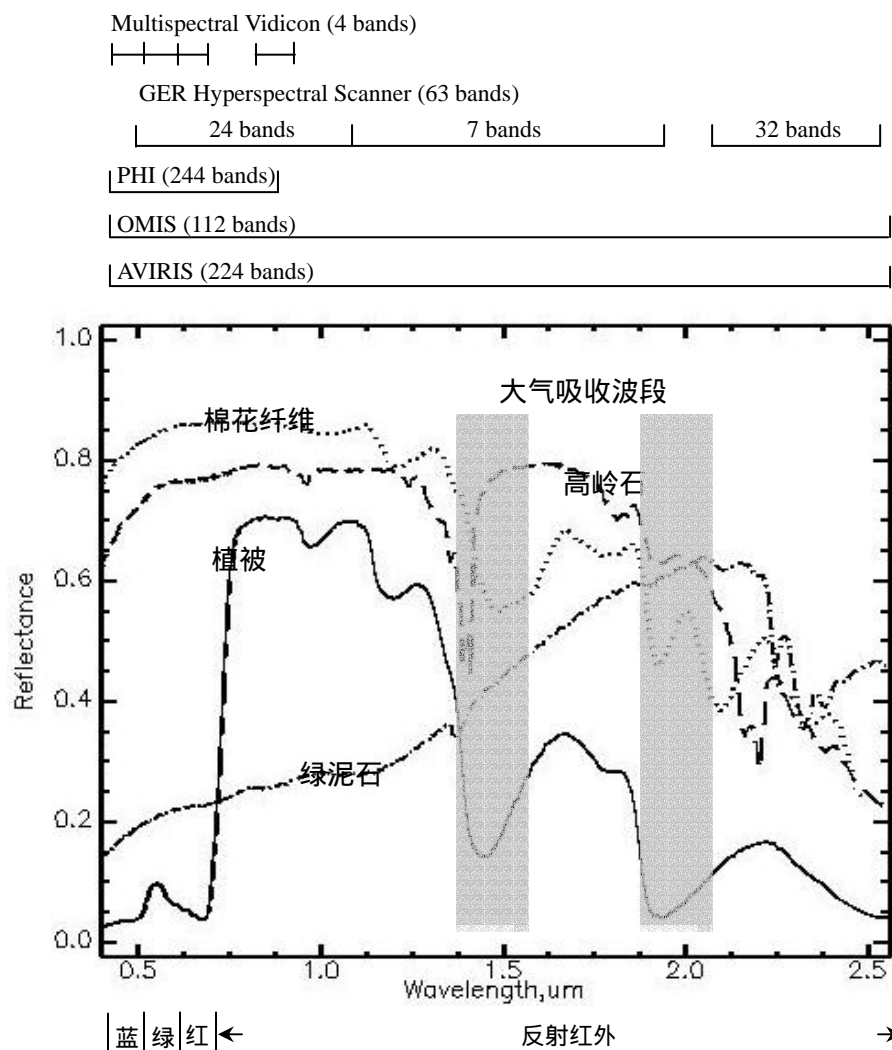


图 1-4 地物光谱与不同遥感器波段设置

1.3 成像光谱仪基本原理

1.3.1 简介

遥感成像技术的发展一直伴随着两方面的进步：一是通过减小遥感器的瞬时视场角（Instantaneous Field Of View, IFOV）而提高遥感图像的空间分辨率(Spatial

Resolution)；二是通过增加波段数量和减小每个波段的带宽，来提高遥感图像的光谱分辨率(Spectral Resolution)。传统的多光谱扫描仪通常只记录 10 个左右的光谱波段，光谱分辨率在可见-近红外通道达到 100nm 量级(童庆禧, 1995)。而成像光谱仪(Imaging Spectrometer)却能够得到上百通道、连续波段的图像，从而可以从每个图像像元中提取一条完整的光谱曲线(Goetz et al., 1981, 1985)。与地面光谱辐射计相比，成像光谱仪不是在“点”上的光谱测量，它是在连续空间上进行光谱测量，因此它是光谱成像的；与传统多光谱遥感相比，它的光谱通道不是离散的，而是连续的，因此从它的每个像元均能提取一条平滑而完整的光谱曲线，如图 1-5 所示。

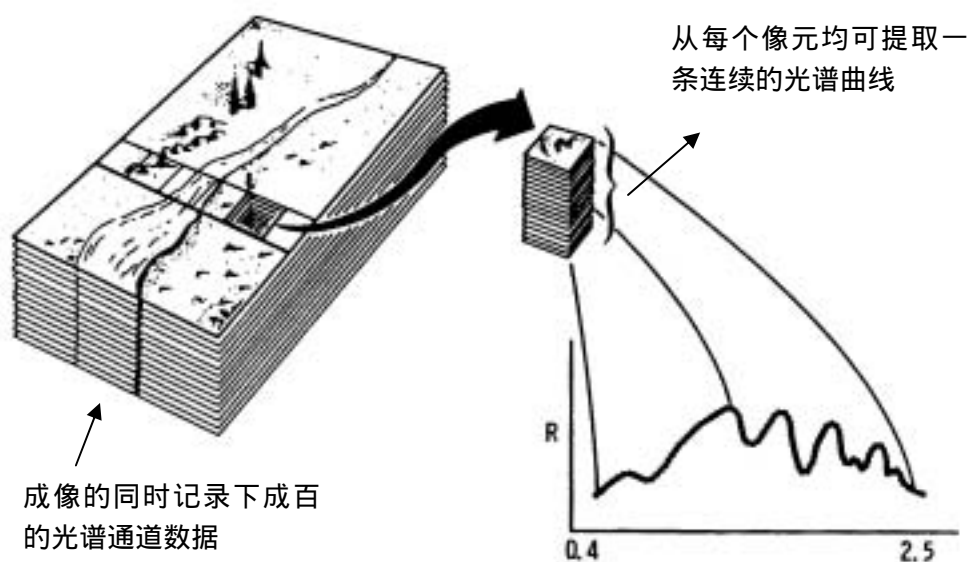


图 1-5 成像光谱仪图像结构

当前成像光谱仪在 0.4-2.5 μm 光谱区间采用的探测器主要是光电半导体(Photovoltaic Semiconductor)器件。硅(Silicon)探测器在 0.4-1.0 μm 光谱区间具有很高灵敏度,并且其 CCD 或光电二极管阵列价格便宜、便于维护。锑化铟(InSb)探测器适用于 1-5 μm 光谱范围,但它需要制冷到 77K 环境下工作。碲镉汞(HgCdTe)探测器适合热红外 8-12.5 μm 波段探测,它同样需要 120K 制冷。

当前成像光谱仪采用的成像方式主要有四种：线列探测器加光机扫描型(摆扫型, Whiskbroom)、面阵探测器加空间推帚型(推扫型, Pushbroom)、光谱扫描型(如傅里叶干涉成像光谱仪)、光谱与空间交叉扫描型(如渐变滤光片型成像光谱仪),当前使用最广泛也是技术最成熟的是摆扫和推扫两种,本文也主要介绍这两种成像光谱仪的基本原理。

1.3.2 摆扫型成像光谱仪

摆扫型(Whiskbroom)成像光谱仪由光机左右摆扫和飞行平台向前运动完成二维空间成像(图 1-6),其线列探测器完成每个瞬时视场像元的光谱维获取(图 1-7)。中国科学院上海技术物理研究所研制的模块化航空成像光谱仪(OMIS)就是典型的摆扫型成像光谱仪。

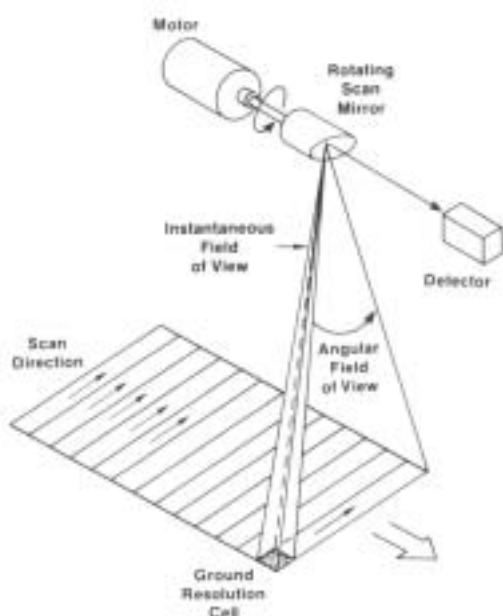


图 1-6 摆扫型成像光谱仪成像方式

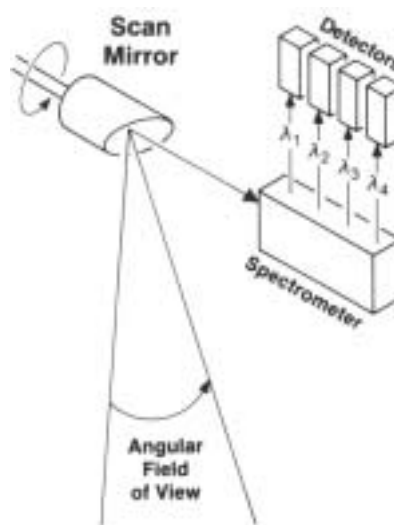


图 1-7 摆扫型成像光谱仪的光谱获取

摆扫型成像光谱仪具有一个成 45° 斜面的扫描镜 (Rotating Scan Mirror), 在电机(Electric Motor)的带动下进行 360° 旋转, 其旋转水平轴与遥感平台前进方向平行(Cross-track Scanning)。扫描镜对地左右平行扫描成像, 即扫描运动方向与遥感平台运动方向垂直。光学分光系统一般主要由光栅和棱镜组成, 然后色散光源再被汇集到探测器(Detectors)上。这样成像光谱仪所获取的图像就具有了两方面的特性: 光谱分辨率 (Spectral Resolution) 与空间分辨率(Spatial Resolution)。

成像光谱仪的光谱分辨率系指探测器在波长方向上的记录宽度, 又称波段宽度 (Bandwidth)。如图 1-8 所示, 纵坐标 (Y 轴) 为探测器的光谱响应, 它是横坐标 (X 轴) 所代表的波长的函数。光谱分辨率被严格定义为仪器在达到 50% 光谱响应时的波长宽度。成像光谱仪的空间分辨率是由仪器的角分辨力 (Angular Resolving Power), 即仪器的瞬时视场角 (Instantaneous Field of View, IFOV) 决定的, IFOV 以毫弧度 (mrad) 为计量单位。IFOV 所对应的地面大小被称为地面分辨单元 (Ground Resolution Cell)。如图 1-6 所示, 地面分辨单元是由仪器瞬时视场

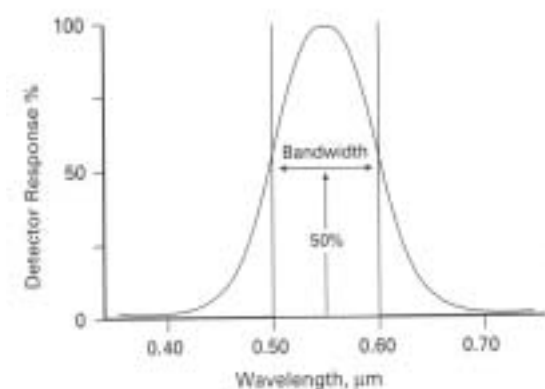


图 1-8 光谱分辨率定义

角 IFOV 和扫描系统平台高度决定的。瞬时视场角为 1mrad、航高 10km 时，对应地面分辨单元 10×10m。仪器的视场角 (Angular Field of View, FOV) 是仪器扫描镜在空中扫过的角度，它与系统平台高度决定了地面扫描幅宽 (Ground Swath, GS)。

$$GS = \tan\left(\frac{FOV}{2}\right) \times altitude \times 2 \quad (1.1)$$

探测器的光谱响应与下列因素有关：

- (1) 能量流 (Energy Flux), 指从地面反射或辐射进入探测器的能量总和。
- (2) 平台高度 (Altitude), 对于给定的地面分辨单元来说，进入仪器的能量与平台高度成反比。
- (3) 光谱分辨率 (Spectral Resolution), 光谱通道越宽，即光谱分辨率越低，探测器接收的信号越强。
- (4) 瞬时视场角 (IFOV), 探测器元件 (Element) 的物理尺寸和扫描光学系统的焦距决定了 IFOV，而 IFOV 越小，其光谱响应也越弱。
- (5) 探测器凝视时间 (Dwell Time), 探测器的瞬时视场角扫过地面分辨单元的时间称为凝视时间，其大小为行扫描时间与每行像元数的比值。凝视时间越长，进入探测器的能量越多，光谱响应也就越强。

摆扫型成像光谱仪的优点在于可以得到很大的总视场 (FOV 可达 90°)，像元配准好，不同波段任何时候都凝视同一像元；在每个光谱波段只有一个探测元件需要定标，增强了数据的稳定性；由于是进入物镜后再分光，一台仪器的光谱波段范围可以做得很宽，比如从可见光一直到热红外波段。所以目前波段全、实用性强的成像光谱仪多属此类，除 OMIS 系统之外，如美国 JPL 实验室完成的 AVIRIS

系统和美国 GER 公司 GERIS 系统。其不足之处是，由于光机扫描，每个像元的凝视时间相对就很短，要进一步提高光谱和空间分辨率以及信噪比（Signal-To-Noise Ratio，SNR）比较困难。

1.3.3 推扫型成像光谱仪

推扫型成像光谱仪采用一个面阵探测器，其垂直于运动方向在飞行平台向前运动中完成二维空间扫描，如图 1-9 所示；平行于平台运动方向，通过光栅和棱镜分光，完成光谱维扫描，如图 1-10 所示。显然它的空间扫描方向就是遥感平台运动方向（Along-track Scanning）。

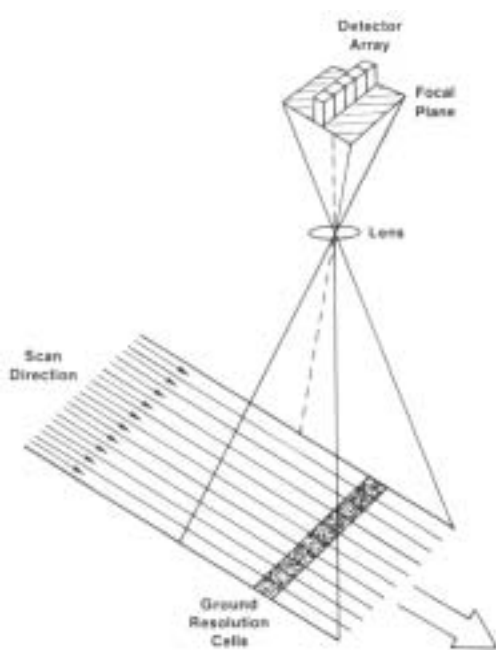


图 1-9 推扫型成像光谱仪成像方式

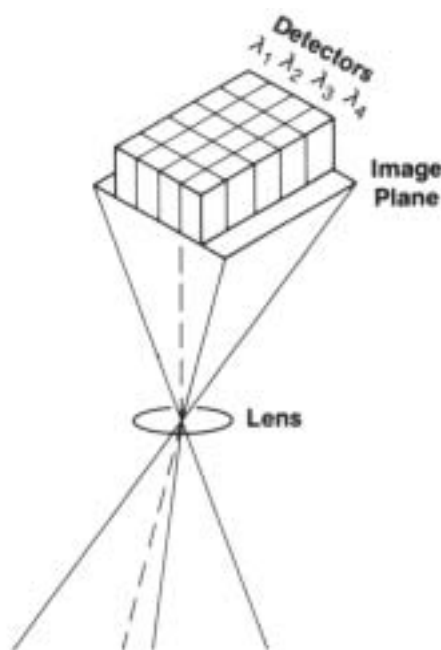


图 1-10 推扫型成像光谱仪的光谱获取

推扫型成像光谱仪的优点首先是，像元的凝视时间大大增加了，因为它只取决于平台运动的地速，相对于摆扫型成像光谱仪，其凝视时间增加量可以达到 10^3 数量级。如前所述，凝视时间的增加可以大大提高系统的灵敏度和信噪比，从而在系统的空间分辨率和光谱分辨率方面有更大的提高余地。另外由于没有光机扫描运动机构，仪器的体积相对比较小，如中科院上海技物所的推扫式成像光谱仪 PHI、加拿大的 CASI，它们的波长范围均为可见光到近红外。而美国原定为地球观测系统 EOS 研制的 HIRIS（High Resolution Imaging Spectrometer）（Goetz,1989）

以及 HYDICE 同样采用推扫方式，但波长范围从可见光延伸到了短波红外（ $0.4\text{--}2.5\mu\text{m}$ ）。

推扫型成像光谱仪的不足之处是，由于探测器器件尺寸和光学设计的困难，总视场角不可能做得很大，一般只能达到在 30° 左右。另外，面阵 CCD 器件上万个探测元件的标定也很困难。而且，现今的面阵器件主要集中在可见光、近红外波段。

成像光谱仪的发展为定量遥感理论的建立奠定了技术基础，定量遥感（Quantitative Remote Sensing）是指从远处获得地表物质组成，并能在一个遥感视场单元内确定各种物质成分的相对丰度。传统的多光谱成像系统对光谱曲线的采样过于零散，而矿物识别、植被生化参量提取等方面都需要高分辨率的连续光谱数据，它也为新的遥感应用领域扩展提供了可能。以成像光谱技术为依托，高光谱遥感利用地物的分子光谱吸收和微粒散射特性，在探测和识别地表和大气的物质种类、评价和测量光谱所反映出的物质含量、在一个光谱混合的空间单元确定其各组成的面积比、描绘各类地物的空间分布、通过周期性的数据获取监测各类地物的变化等等应用领域发挥了越来越大的作用（Vane 1993）。

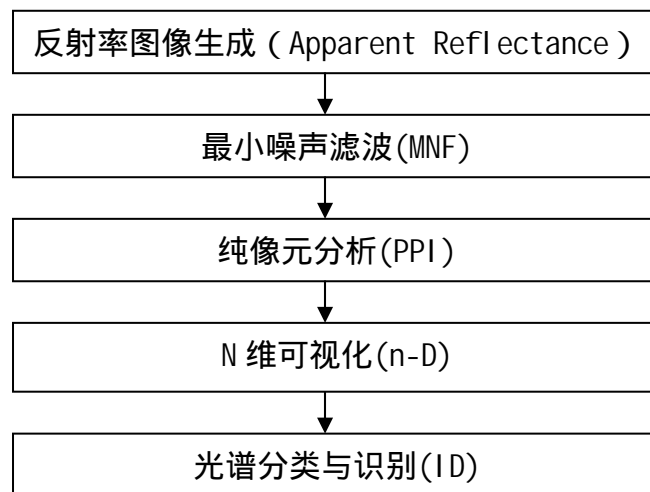
1.4 高光谱数据处理技术发展

自 20 世纪 70 年代以来，随着数字成像技术和计算机技术的飞速发展，图像处理、分类与信息提取的算法层出不穷。许多统计学家也把注意力放在了图像数据分析上，如 Switzer(1980,1983), Geman S. and German D.(1984), Kittler and Foglein(1984), Saebo et al.(1985), Mohn et al.(1987), Klein and Press(1989)等。他们提出了基于统计学的多种图像分类与分析方法，并力图达到一种高分类精度与数值计算量之间的平衡，在多光谱遥感中得到较好的应用。

然而，高光谱与多光谱数据有很大的不同。高光谱遥感将确定地物性质的光谱与确定地物空间与几何特性的图像有机地结合在一起。从空间对地观测的角度来说，高光谱遥感信息无论对地物理化特性的深层探索，还是对地物间微小差异的精细识别，以及对自然界的知识发现，都为人类提供了前所未有的丰富信息。随之而来的问题就是，面对如此多的波段、如此海量的光谱图像信息如何去处理、如何从中提取我们需要的信息，黑白图像以及多波段彩色图像的一些处理算法甚至主要处理和分析手段已经无法满足高光谱遥感信息的处理要求。高光谱图像立

方体图谱合一的特点，要求人们从光谱维去理解地物在空间维的变化，人们对二维空间图像的处理与分析需要转化成对每个像元所提取出的光谱曲线的处理与分析。

高光谱遥感为定量遥感的发展奠定了基础，同时它也对数据的定标提出了更高的要求。在高光谱数据大气校正基础研究和实验的基础上，人们更注重模型的实用性，要求遥感数据获取当中的大气参数测量尽可能少。因此象自动的大气修正 (kaufman,1988) 和基于水汽吸收波段的大气校正 (Gao,1993) 等模型已经得到很好应用。在光谱匹配技术方面，可以通过波形比较来求算它们之间的相似形 (Cloutis,1996; Goetz,1985)，或者通过若干光谱参量进行匹配(Ferenc,1993)。另外 Clark & Roush (1984)的包络线去除法对矿物光谱吸收分析有很大作用。当然象平行管道 (Richards 1994, Quattrochi 1983)、最大似然(Lee 1991, Hoffbeck 1996)、最小距离、马氏距离等 (Green 1985 1991, Gong1990)，原来针对多光谱数据的处理手段在高光谱的数据分析中也多有使用。如 Xi upi ng Ji a (1994 , 1998 , 1999)就采用最大似然、主成分变换等对高光谱数据进行了分析。另外 Anas Emran 等 (1996) 也利用高光谱和图像自身纹理特征来探测采矿区的地质变异。而在一般的高光谱分类处理软件中，二值编码(Mazer,1988)和光谱角度填图 SAM (Kruse, 1993) 往往是必不可少的。Kruse(1990, 1993)、Boardman(1994, 1995)等人在大量实践的基础上更提出了一种流程化的高光谱数据处理框架：



这个流程基本概括了高光谱图像处理的主要环节，但是每一部分的内涵都是及其深厚和广阔的，需要发挥人们的主观能动性，只有每个环节都做好了，才能最终得到比较满意的效果。另外，高光谱遥感应用不是孤立于其它数据而独立存在的，从满足应用需要的角度来说，时空信息的辅助无疑可以使高光谱遥感数据挖

掘锦上添花。

1.5 研究重点与论文结构

论文研究的重点是时空信息辅助下的高光谱数据挖掘，围绕这个核心，本文从系统性与创新性的角度展开相关论述。

从系统性上讲，高光谱数据挖掘涉及三个层次的内容，一是高光谱遥感的理论与技术基础，它涉及电磁波理论与成像光谱遥感的理论基础，只有建立在地物遥感成像机理基础上的遥感数据分析才是有的放矢。二是高光谱数据的定量化和参量化、以及在此基础上的高光谱图像分类与地物识别。定量化的高光谱数据是定量遥感的基础，数据的参量化一方面满足了高光谱数据减维的需要，另一方面也是地物光谱特征提取的要求，高光谱图像分类与地物识别是高光谱遥感应用中最基本和最常见的数据分析技术环节。面对人类对整个地球系统越来越迫切、越来越多样化的需求，高光谱数据绝不是唯一的数据源，只有发挥多种数据源的优势，并将其理论化和模型化地结合在一起，才能更好地发挥各自的优势，最终产出理想的结果。因此本文第三个层次就是探讨以高光谱图像数据为核心的前提下，面对不同的问题，如何从不同角度发挥空间和时间辅助信息的作用，以更加有利于高光谱遥感应用研究的发展。

本篇论文共分六个章节，第一章概要介绍高光谱遥感的基本概念和原理，它是整篇论文涉及高光谱遥感的理论基础。从第二章开始从系统性与创新性的角度围绕高光谱遥感数据挖掘从四个方面、共分四个章节进行论述。第二章的重点是高光谱数据定量化和参量化，数据量化是定量遥感的基础，参量化是数据减维和特征提取的重要手段。第三章的高光谱图像分类与地物识别是高光谱遥感的两个重要方面，本章提出了特征优化的专家决策分类、面向高光谱数据的伪装探测和目标识别。第二章和第三章内容论述了高光谱数据处理与应用中最重要的两个技术环节，它们为后两章研究内容的展开提供了数据处理和分析的技术基础。第四章以高光谱植被遥感的时间特性为核心，在植被光谱特性分析的基础上，提出了高光谱植被指数构建和多时相指数图像立方体的概念。基于此，完成了高光谱植被指数时间序列分析。第五章就空间辅助信息与高光谱遥感数据之间的互动进行了系统化地研究和论述，分别从高空间与高光谱原始数据融合、像元空间关联下的高光谱数据分析、基于图斑的光谱分解与图像分类、数字地貌模型支持下

的高光谱图像分析等四个方面阐述了空间信息如何辅助高光谱遥感数据达到更高层次的应用。第六章是总结与展望。

综上所述，本篇论文紧密围绕“时空信息辅助下的高光谱遥感数据挖掘”这一主题，分六个章节逐步展开论述，论文结构如图 1-11 所示。

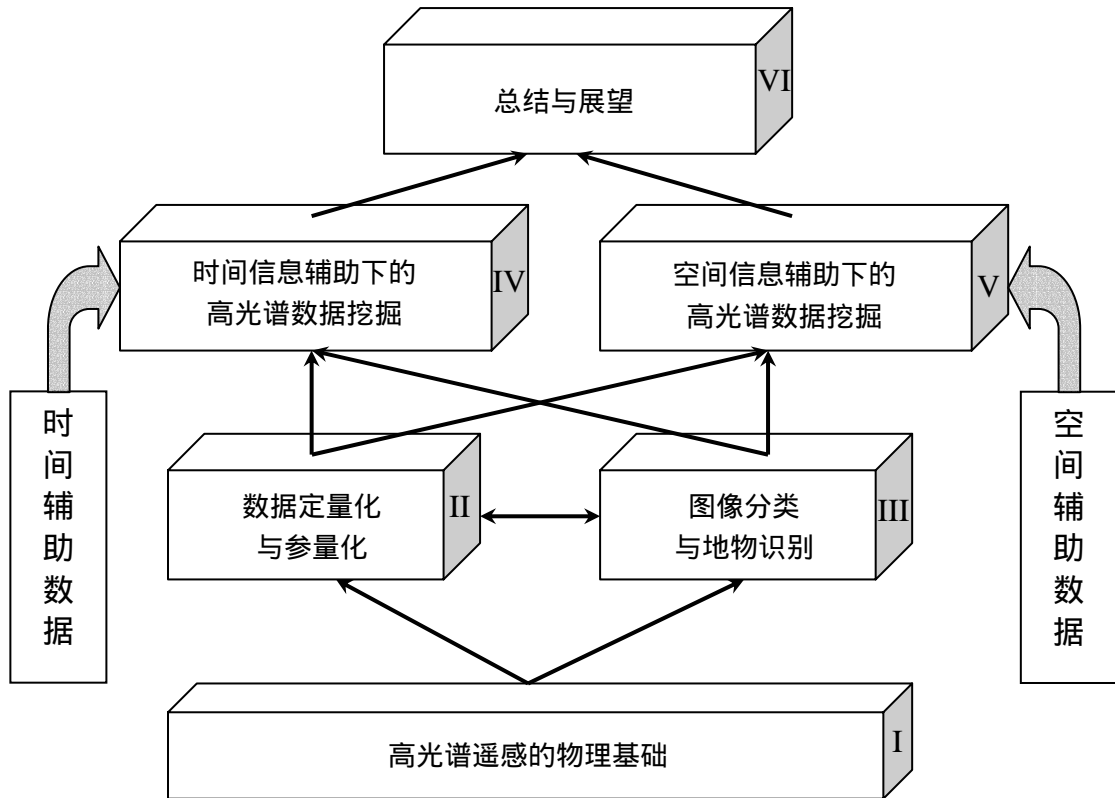


图 1-11：论文组织结构

第二章 高光谱遥感数据定量化与参量化

2.1 高光谱数据定标

2.1.1 概述

高光谱遥感数据定标的首要任务就是遥感器或成像光谱仪定标，成像光谱仪定标包括辐射定标 (Radiometrically)、光谱定标 (Spectrally) 和几何定标 (Geometrically) 三部分。遥感器定标对于定量遥感和遥感应用具有十分重要的意义，因为只有经过了标定的数据才能从辐射图像中提取真实的地物物理参量、才能比较不同地区或不同时间获取的遥感数据、才能将成像光谱数据与不同遥感器、光谱仪甚至系统模拟数据进行比较分析 (Green 1985, 1988, 1991, 1998)。

高光谱数据的定标就是建立地物的辐射能量与仪器输出信号之间的定量的数值联系，严格意义上讲，它包括以下几个过程：

- (1) 实验室内积分球 (Integrating Sphere) 定标 (In-lab calibration)；
- (2) 机场机上定标 (On-runway calibration)，确定仪器装机后与实验室内的差别；
- (3) 飞行中的机上定标 (On-board calibration)，检验系统的稳定性；
- (4) 在飞过定标场 (均匀地表) 上空时，同步进行地面光谱与大气测量，完成基于模型和实测数据的辐射定标。

以美国的 AVIRIS 为例，它的实验室定标包括以下内容：

在辐射方面，使用定标灯、辐射参考板、40 公分直径的积分球、空腔黑体等设备进行极化灵敏度分析和辐射线性度分析。

在光谱定标方面，使用一个宽光谱发射频段的定标灯、0.5 米的单色仪、标准的光谱反射率板和平行光管完成仪器的光谱定标。

在几何定标方面，利用一个扫描空间地物和平行光管，完成仪器的几何成像特性的标定。

AVIRIS 机上数据定标内容包括有大气测量、地表反射率测量、上行辐射传输预测以及根据机上定标数据开发相应的机上数据定标软件。

2.1.2 地面光谱测量与高光谱遥感

地面光谱测量 (Field Spectrometry) 在高光谱定量遥感中扮演着十分重要的

角色。用于地面光谱测量的仪器叫地面光谱仪 (Field Spectrometer), 它能够在电磁波紫外到近红外 (300-2500nm) 的太阳反射波谱段获取地物连续的光谱曲线。它也是建立地物标准反射光谱数据库的重要手段。

地面光谱仪对高光谱遥感数据分析具有巨大的支持作用：

- (1) 地面光谱仪在遥感器过顶时间可以同步获取下行太阳辐射，以用于机上或星上传感器定标；
- (2) 在经验线性法反射率转换中，通过地面点光谱测量完成 DN 值图像到反射率图像的转换；
- (3) 用于图像识别目标的光谱数据获取和特征建立，这时地面光谱测量要在空间尺度上与图像像元尺度相对应，并要具有代表性；同时地面光谱测量要与高光谱图像获取条件相一致，当然，这点对于植被遥感来说，条件有些太过苛刻。

地面光谱仪在高光谱遥感的基础研究和应用可行性研究方面均可发挥巨大作用：首先，通过地面光谱仪测量数据，使人们了解某一地物被高光谱遥感探测的可能性；帮助人们认识对探测某一地物来说，什么样的波长和光谱分辨率是必须的；另外通过地面模拟，可以使人们了解遥感某一地物所必须的最小空间分辨率、信噪比和最佳遥感探测时间。

除遥感本身之外，地面光谱仪在地面地质填图方面也具有很大作用。利用矿物特殊的光谱吸收特点，它可以直接用于地面矿物和矿物集合的识别。从而直接完成野外矿物填图，它比从野外取回样本做实验室理化分析要更加有效率和经济实用。

在地面光谱测量时，最应注意的一点就是保证目标与参考板之间对应相同的光照条件。野外光谱测量的光源主要来自三个方面：太阳直射光 (Direct Solar)、天空漫散射光 (Diffuse Skylight) 和周围物体的散射光源 (图 2-1)。它们是由太阳光几何特性、大气条件、视场角、目标与周围地物之间的空间关系决定的 (Gaddis 1996)。

作地面光谱测量的仪器还包括地面光谱辐射计 (Field Spectroradiometer)，其光源可以不来自太阳 (Solar Illumination)，而来自室内人造光源 (Artificial Illumination)。太阳作为光源的优势在于它与实际的遥感观测光源一致，并且作为光源是非常稳定。但是它的弱点是在一些大气强吸收波段里没有信号，在测量过程中需要一个稳定的气象条件，从测量时间上也需要限定在正午前后 2 到 3 个小

时时间段，如果在冬季，测量时间会更短。

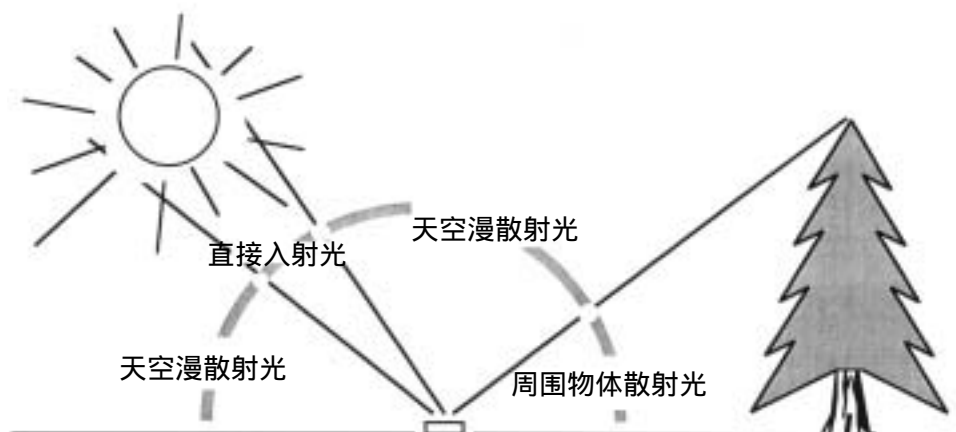


图 2-1 地面三种主要光源的空间关系

如果在室内人造标准光源下进行光谱测量，就可以在一天之内，对地物进行多次光谱测量，并且容易控制光源和观测视场以及被测样本的几何形态。但它的不足之处是会产生更多的红外辐射，而可见光却比太阳光弱。在做植被光谱测量时会造成植被样本的水分散失和叶绿素的衰减等“烘干”效应。另外对不规则物体来说，如何设置光源到地物之间的距离也是需要关注的问题。

2.1.3 大气影响消除和表观反射率转换

高光谱遥感器在飞机或卫星上获取的是地物的辐射能量值，表述如下： $L_O(\lambda)$

$$= L_{\text{sun}}(\lambda) T(\lambda) R(\lambda) \cos(\theta) + L_{\text{path}}(\lambda) \quad (2.1)$$

$L_O(\lambda)$: 入孔辐射能量

$L_{\text{sun}}(\lambda)$: 大气上层太阳辐射

$T(\lambda)$: 整层大气传输

$R(\lambda)$: 不考虑地形影响的表观（视）反射率（Apparent Reflectance）

θ : 太阳高度角

$L_{\text{path}}(\lambda)$: 程辐射

将地物的辐射能量值转化为光谱反射率值，实际上是考虑到不同大气条件下太阳光谱的变化特性，它反映了地物在各个不同光谱通道对不同入射能量的反射比率（Philpot 1991，Farrand 1994）反射率图像转换也是对遥感过程中大气状况的一种修正。实现高光谱图像数据反射率转换的方法主要有经验法(Empirical

Methods)和模型法(Model Based Methods)两大类。经验法包括经验线性法(Empirical Line, EL)、内部平均法(Internal Average Relative Reflectance, IARR)和平场域法(Flat Field, FF)。模型法主要是基于各种大气纠正模型而完成的反射率图像转换,包括GAMM, MODTRAN, ATREM等,本论文重点论述近几年发展起来的ATREM(ATMospheric REMoval Program)方法。

2.1.3.1 平场域法(FF)

平场域法是利用一块面积大而平整、均一的地面(Flat Field)平均光谱辐射值来模拟飞行时的大气条件的太阳光谱,以每个图像像元辐射值与它的比值作为地表反射率值,依此来消除大气的影响。

$$\rho_{\lambda} = R_{\lambda} / F_{\lambda} \quad (2.2)$$

ρ_{λ} : 相对反射率

R_{λ} : 像元辐射光谱

F_{λ} : 定标点(平场域)平均辐射光谱

使用平场域法消除大气影响并建立反射率光谱图像,有两个重要假设或者前提条件:一是平场域自身的平均光谱没有明显的吸收特征,二是平场域辐射光谱主要反映的是当时大气条件下的太阳光谱。

通常高光谱图像中平场域的选择用人工法,如在ENVI软件中所设计的FF方法就采用人工ROI选择来确定平场域区域和进行相关数值统计。但是这种方法有两个最大的缺陷:一是不适合大量多条带高光谱数据处理,因为在飞行数据获取中有些高光谱数据条带很长,条带有多。每个条带都需要查找适合的平场域(太

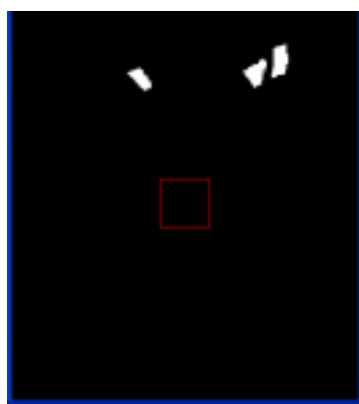


图 2-2: 自动搜索出的平场域

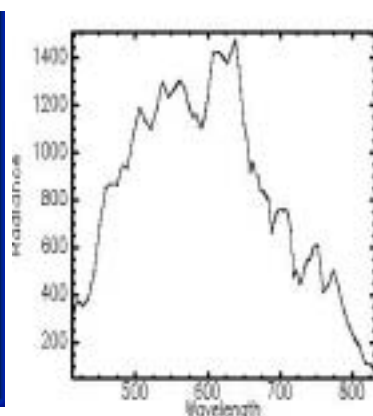


图 2-3: 自动搜索出的平场域平均辐射光谱

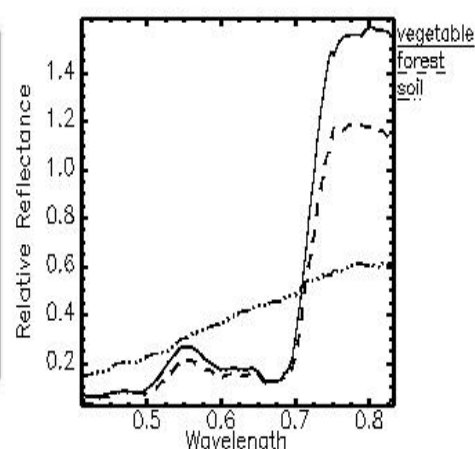


图 2-4: 自动搜索的平场域法计算出的像元光谱

长的条带，一个平场域还不够)，工作量太大；二是这种人工查找的方法有一定的随意性。本文提出一种平场域自动搜索的技术方法--AFFF (Automatic Flat Field Finding)，AFFF 法要考虑的限制条件包括：(1) 全波段辐射值较大，以保证高信噪比；(2) 从波形上，与太阳光谱近似；(3) 根据大于某一阈值所确定的平场域面积较大，以增加平均光谱的可信度。图 2-2 为利用这种方法搜索出的平场域，图 2-3 为据此计算出的平均辐射光谱，图 2-4 为最终反演出的反射率光谱。这样就可以通过软件编程，完成海量多条带航空高光谱数据的反射率转换。尤其是将来针对业务化运行的航天高光谱数据，AFFF 法更显示出数据自动处理的优越性。

2.1.3.2 内部平均法 (IARR)：

内部平均法是假定一幅图像内部地物充分混杂，整幅图像的平均光谱基本代表了大气影响下的太阳光谱信息。因此以图像像元辐射值与整幅图像的平均辐射光谱值的比值确定为相对反射率光谱。

$$\rho_{\lambda} = R_{\lambda} / F_{\lambda} \quad (2.3)$$

ρ_{λ} ：相对反射率

R_{λ} ：像元辐射光谱

F_{λ} ：全图像平均辐射光谱

2.1.3.3 经验线性法 (EL)：

经验线性法需要两个以上光谱均一、有一定面积大小的目标，其中一个为暗目标，另一个为亮目标。实测两定标点的地面反射光谱值 (Field/lab Reflectance Spectra)，并计算图像上对应像元点的平均辐射光谱 (Image Radiance Spectra)，然后利用线性回归 (Linear Regression) 建立反射光谱与辐射光谱间的相关关系 (Roberts et al.1985, Elvidge 1993, Kruse et al.1990)。

$$\text{Reflectance} = \text{gain} \times \text{radiance} + \text{offset} (\pm \text{errors}) \quad (2.4)$$

在使用经验线性法过程中对定标点有如下要求：

- (1) 定标点要选择尽可能各向同性的均一地物；
- (2) 定标点地物在光谱上要跨越尽可能宽的地球反射光谱段；
- (3) 定标点要尽可能与研究区保持同一海拔高度。

2.1.3.4 ATREM 大气去除程序

ATREM 模型(Gao, 1990, 1993)目的是通过航空成像光谱仪数据去反演地表反射率数据,它针对的数据源就是类似 AVIRIS 这样的光谱波段涵盖 $0.4\sim 2.5\mu\text{m}$ 的高光谱航空图像。该模型基于 AVIRIS 图像数据自身逐像元反演水汽含量,从而能够逐像元地去除大气水汽吸收的影响。它应用了一个大气辐射传输近似模型,假定地表是水平的朗伯体,在地表地形已知的条件下,可以基于地形数据将拉伸的反射率转换为真实的地表反射率。

大气中有大约 30 种气体,大多数气体在通常的大气条件下对波长范围 $0.4\sim 2.5\mu\text{m}$ 的光谱段不会产生可观测到的吸收特征,只有 7 种气体会在该光谱区域产生可观测到的吸收特征,它们是:水汽(H_2O),二氧化碳(CO_2),一氧化二氮(N_2O),一氧化碳(CO),甲烷(CH_4),氧气(O_2),臭氧(O_3)。大气中水汽成分随高度的增加而减少,但是在空间与时间分布上很不均匀; CO_2 、 N_2O 、 CH_4 、 O_2 在对流层内基本上是均匀分布的;90%的大气臭氧位于平流层,并在 25km 处浓度最高,而且由地面到外部空间的臭氧总含量是随纬度和季节变化的;在乡村, CO 浓度的日变化和季节变化不象水汽变化那样显著。但是,在它的源附近,如高速公路, CO 浓度可能比乡村要高出几个数量级。在 $0.4\sim 2.5\mu\text{m}$ 波长范围内有近一半区域会受到大气气体吸收的影响。对那些几乎不受大气气体吸收影响的波长范围我们通常称之为“大气窗口”,在 $0.4\sim 2.5\mu\text{m}$ 波长范围内存在几个大气窗口,如以 0.85, 1.05 和 $1.25\mu\text{m}$ 为中心的窄光谱区域就是明显的大气窗口(Carrere 1993)。

图 2-5 和图 2-6 是利用 LOWTRAN7 程序,设定传感器垂直向下观测、光谱分辨率 10nm、太阳天顶角为 45° 、热带大气模式条件下计算得到的 7 种气体的透过率光谱。可以看到水汽有好几个吸收带,吸收峰值自百分之几到百分之百不等。水汽在 $2\mu\text{m}$ 处有一个较强的吸收带, N_2O 和 CO 在 $2\sim 2.5\mu\text{m}$ 范围内存在弱吸收,吸收峰为 1-2%。 CH_4 在 $2.35\mu\text{m}$ 附近有一吸收带,吸收峰值约 20%。 O_2 在 $0.6\sim 1.3\mu\text{m}$ 范围内有若干个吸收带。在 $1.0\sim 2.5\mu\text{m}$ 光谱区间,以上 7 种气体是主要影响因子;分子散射(瑞利散射)随着波长增加急剧减少,大于 $1.0\mu\text{m}$ 时,其效应可以完全忽略;气溶胶散射也随着波长增加而减少,但不象分子散射下降得那样迅速,在 $1.0\mu\text{m}$ 附近,其散射占整个辐射量的大约 10%。

大气的散射和吸收过程通常被认为是大气辐射传输过程。目前已发展了多种算法,如离散坐标方法和变分算法,进行大气辐射传输模拟。Tanre 等发展了一种近似但相当精确的辐射传输程序,即 5S(太阳光谱区卫星信号模拟)。

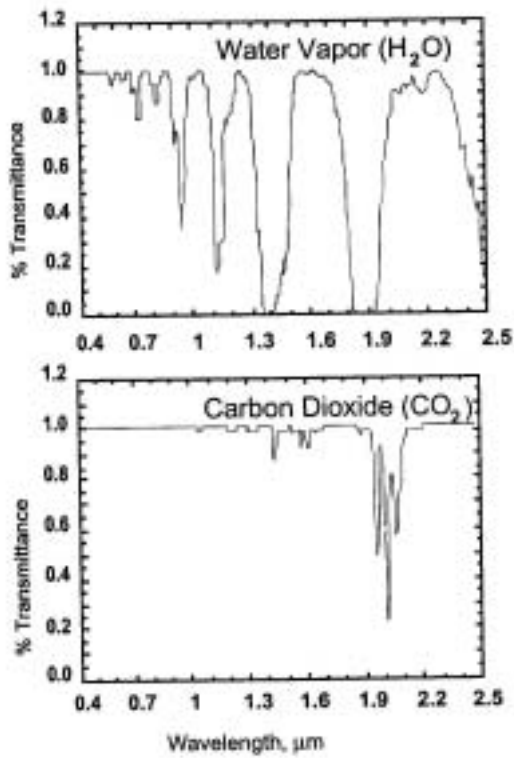


图 2-5 大气水汽透过率光谱(上)和二氧化碳透过率光谱(下)。LOWTRAN7 计算条件设置为:光谱分辨率约 10nm, 传感器垂直向下观测, 太阳天顶角为 45 度, 热带大气模式

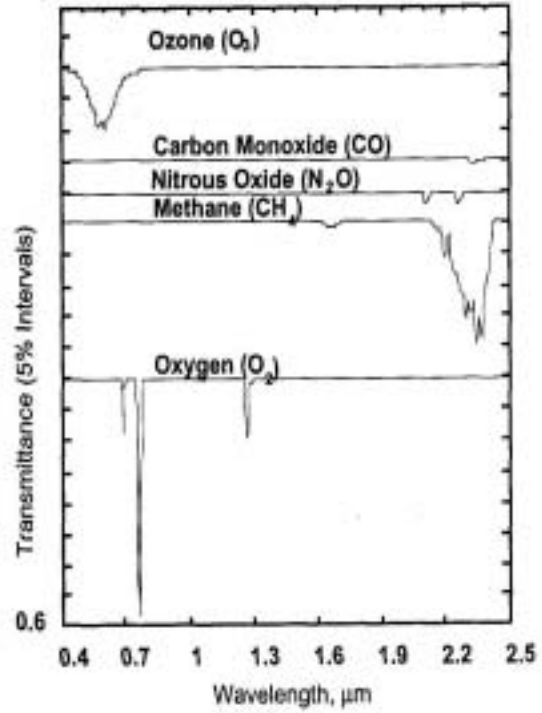


图 2-6 大气臭氧、一氧化碳、氧化氮、氧气和甲烷的透过率光谱。计算时光谱分辨率、几何、大气模式的设定同图 2-2

在 5S 算法中, 表观反射率 $\rho^*(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda)$ 表达为:

$$\rho^*(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda) = \frac{\pi L(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda)}{\mu_s \cdot E_s(\lambda)} \quad (2.5)$$

其中, θ_s 为太阳天顶角

Φ_s 为太阳方位角

θ_v 为传感器天顶角

Φ_v 为传感器方位角

λ 为波长

L 为卫星测得的辐射值

E_s 为大气顶太阳辐射通量

$\mu_s = \cos \theta_s$

Tanre 等认为, 对于一个水平、均一的朗伯体表面, 表观反射率

$\rho^*(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda)$ 还可以表达为：

$$\rho^*(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda) = T_g(\theta_s, \theta_v, \lambda) \left[\rho_a(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda) + \frac{T(\theta_s, \lambda)T(\theta_v, \lambda)\rho(\lambda)}{1 - \rho(\lambda)S(\lambda)} \right] \quad (2.6)$$

$$\text{其中, } T_g(\theta_s, \theta_v, \lambda) = \prod_{i=1}^n T_{gi}(\theta_s, \theta_v, \lambda) \quad (2.7)$$

θ_s 为太阳天顶角

Φ_s 为太阳方位角

θ_v 为传感器天顶角

Φ_v 为传感器方位角

λ 为波长

T_g 为太阳 - 地表 - 传感器路径上的总大气气体透过率

ρ_a 为大气反射率

$T(\theta_s)$ 为下行散射透过率

$T(\theta_v)$ 为上行散射透过率

S 为大气半球反照率

ρ 为地表反射率

ρ^* 为表观反射率

T_{gi} 为太阳 - 地表 - 传感器路径上第 i 种气体的透过率

n 为气体的种类数

在地球大气中，散射和吸收是同时发生的，公式 (2.6) 将其看作是相互独立的两个过程，对于大气吸收微弱的区域和大气散射影响很小的区域这两个过程的耦合的影响是很小的。在假定没有大气气体吸收的条件下，计算散射项 ρ_a ， $T(\theta_s)$ ， $T(\theta_v)$ 和 S 。同样，在假定没有大气散射的条件下，计算总的气体透过率 T_g 。可以不考虑这两个过程的耦合影响。严格意义上讲，公式 (2.7) 只有在不同气体间没有吸收重叠的波长区域才成立。但是，公式 (2.7) 在 $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$ 波长范围仍是一个很好的近似，因为在该波长范围，几乎不存在重叠吸收现象。

由公式 (2.6) 可以得到地表反射率 $\rho(\lambda)$ 的解：

$$\rho(\lambda) = \frac{\left[\frac{\rho^*(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda)}{T_g(\theta_s, \theta_v, \lambda)} - \rho_a(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda) \right]}{T(\theta_s, \lambda)T(\theta_v, \lambda) + S(\lambda) \left[\frac{\rho^*(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda)}{T_g(\theta_s, \theta_v, \lambda)} - \rho_a(\theta_s, \Phi_s, \theta_v, \Phi_v, \lambda) \right]} \quad (2.8)$$

对于给定的卫星测得的辐射值 L ，ATREM 利用公式 (2.5) 计算表观反射率，然后利用公式 (2.8) 导出地表反射率。公式右侧的大气吸收和散射项在 ATREM 算法中进行了近似模拟。

散射项 ρ_a ， $T(\theta_s)$ ， $T(\theta_v)$ 和 S 是根据用户选择的气溶胶模式利用 5S 计算，吸收项 T_g 是根据用户选择的标准大气模式或者用户提供的大气模式（温度、压强和水汽的垂直分布）采用 Malkmus 窄波段光谱模型来计算。对于 6 种气体 (CO_2 , N_2O , CO , CH_4 , O_2 , O_3)，算法假定气体含量在整幅图像是均一分布的，每种气体可以计算得到一条透过率光谱。

算法中对水汽采用不同的处理方法。大气水汽含量随时间和高度变化非常明显，由于水汽的多变性，不可能对于整幅图像使用给定大气模式中的某一个标准水汽含量值来消除水汽影响，在本算法中，利用 $0.94\mu\text{m}$ 和 $1.14\mu\text{m}$ 水汽特征可以得到逐像元的水汽含量值，利用水汽含量值可以获得 $0.4\sim 2.5\mu\text{m}$ 的水汽透过率光谱。

由 AVIRIS 数据反演水汽含量是基于两个依据：1) 对于常见的土壤和岩石，它们在 $0.94\mu\text{m}$ 和 $1.14\mu\text{m}$ 水汽吸收带的反射率光谱随波长呈线性变化；2) 在典型的大气条件下， $0.94\mu\text{m}$ 和 $1.14\mu\text{m}$ 水汽吸收带对大气水汽含量的变化非常敏感。算法利用 3 通道比值法反演水汽含量，图 2-7 显示的是波段比值法所使用的波段位置与波段宽度。0.945 μm 附近的 5 个 AVIRIS 波段的表观反射率取平均得到 $0.94\mu\text{m}$ 水汽吸收带的表观反射率，0.865 μm 附近的 3 个波段的表观反射率取平均得到 0.865 μm 大气窗口区的平均表观反射率，1.025 μm 附近的 3 个波段的表观反射率取平均作为 1.025 μm 大气窗口区的平均表观反射率，水汽带的平均表观反射率除以

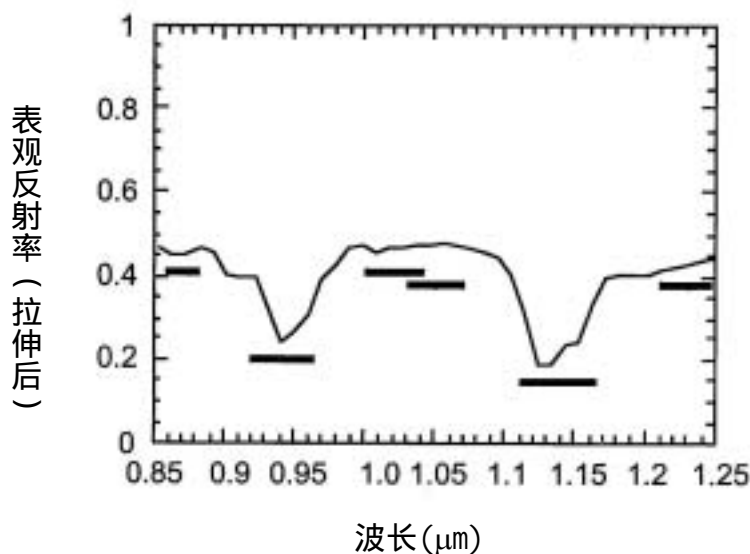


图 2-7 表观反射率光谱及 3 通道比值法所使用的波段位置与波段宽度示意

两个大气窗口区的平均表观反射率之平均值，该比值可以非常有效地去除线性地表反射率的影响，得到 $0.94\mu\text{m}$ 水汽带透过率的观测值。将该观测值与利用平均透过率的理论计算值（由大气光谱模型计算）相比较，就可以得到太阳 - 地表 - 传感器路径上的水汽含量的估计值，进而获得逐像元的大气气体透过率光谱。

相似地，将 3 通道比值程序应用于 $1.14\mu\text{m}$ 水汽带又可以得到太阳 - 地表 - 传感器路径上的水汽含量的另一个估计值，取两个估计值的平均作为每个像元的水汽含量值的最佳估计。

某些地表类型，如植被、雪、冰、富铁土壤和矿石，在 $0.94\mu\text{m}$ 和 $1.14\mu\text{m}$ 水汽吸收带并不具有线性反射率光谱，因此 3 通道比值将包含地表反射率影响，从而在水汽含量的反演值中不可避免地引入了系统误差，为了降低该系统误差，ATREM 允许修改通道比值法所使用的大气窗口和水汽吸收带的位置与宽度。

综上所述，ATREM 大气去除程序由 6 个步骤来实现：

- (1) 根据 AVIRIS 的飞行时间（获取时间）和地理位置（经度和纬度）计算太阳天顶角；
- (2) 计算大气总透过率并生成查找表。
- (3) 利用 $5s$ 和用户输入的能见度（或者是 $0.55\mu\text{m}$ 处的光学厚度）和气溶胶类型，计算大气反射率 ρ_a ，半球反照率 S ，下行散射透过率 $T(\theta_s)$ 和上行散射透过率 $T(\theta_v)$ 。计算过程考虑了瑞利散射和气溶胶散射，但不考虑大气气体吸收的贡献。
- (4) AVIRIS 的每条辐射光谱除以大气顶的太阳辐照度光谱 S ，得到表观反射率光谱 ρ^* ，太阳光谱是基于 Nickle 和 Labs 连续光谱并加以订正，使之包含 ATMOS 传感器测量的太阳大气传输项。表观反射率光谱 ρ^* 的计算见公式 (2.4)。
- (5) 对于每一条表观反射率光谱，计算 $0.94\mu\text{m}$ 和 $1.14\mu\text{m}$ 水汽吸收带的 3 通道比值，利用查找表程序计算对应每个比值的大气柱水汽含量值，取其平均作为水汽含量的最佳估计值。基于该平均值再次利用查找表程序，可获得每个像元的大气总透过率 T_g 光谱。
- (6) 最后根据公式(2.8)，计算地表反射率光谱。

AVIRIS 在与飞行方向相垂直的方向上从一侧向另一侧，最大扫描角度为 30° 。但在 ATREM 程序中却假定所有像元都处于星下点，这将导致图像边缘像元的大气气体含量计算有 2% （或者稍低一点）的误差。在 ATREM 程序中，假定飞行

器位于大气的上方，而实际上飞行高度为 20km。假设与实际的不一致引起的水汽透过率和二氧化碳透过率计算误差是可忽略的，这是因为这两种气体的绝大多数位于对流层的低层，对于均匀混合的气体的透过率计算，引入的误差为 0.2~0.6%。这些误差都小于内在误差（大约为 10%），这里的内在误差是指利用 Malkmus 窄波段模型计算气体透过率而导致的误差。由于 90% 的臭氧位于 20km 以上大气中，我们仅使用太阳 - 地表路径上的臭氧含量计算臭氧的透过率，由此而引入的瑞利散射计算误差约为 5%。气溶胶散射计算误差可以忽略不计，因为绝大多数气溶胶分布于低空几公里处。在以后的 ATREM 版本中将考虑飞行高度这个因子。

视场（FOV）以外的辐射由于大气的散射作用也会进入视场中，当地表平坦且反射率不均一时，传感器观测到的是一个受到散射沾染的像元，该现象成为大气的邻近效应，该效应对于低能见度天气（如有雾、沙尘）短波区域（ $<1\mu\text{m}$ ）是非常重要的，然而在 ATREM 程序中没有考虑大气的这种邻近效应。

对于多山地区，一部分地区可能由于来自另一地区的散射作用而显得比较亮，这就引入了另一种邻近效应。我们称之为“地形邻近效应”，ATREM 程序中也没有考虑这种效应。

在应用 3 通道比值法反演水汽的算法中，我们假定了地物反射率光谱在 $0.94\mu\text{m}$ 和 $1.14\mu\text{m}$ 水汽吸收带随波长呈线性变化，而事实上，地表植被中的微弱液体水吸收特征大约在 $0.98\mu\text{m}$ 和 $1.19\mu\text{m}$ ，雪和冰的吸收特征则大约以 $1.04\mu\text{m}$ 和 $1.25\mu\text{m}$ 为中心，富铁土壤和矿石具有很宽的 Fe^{3+} 吸收特征，吸收中心接近 $0.9\mu\text{m}$ ，对于这 3 种地表类型，3 通道比值既包含水汽吸收影响，又包含地表特有的吸收影响，因此线性反射率光谱的假定将不可避免地导致水汽反演值的系统误差。但是，通过准确地选择大气窗口和吸收通道的中心位置与宽度，可以降低水汽反演的系统误差。

表 2-1 列出了 3 组大气窗口和水汽吸收通道的位置与宽度，分别对应于 3 种地表大类：植被、雪（或冰）和常见的岩石、土壤和矿物（富铁土壤和矿石除外），我们可以根据地物类型选择适当的波长位置与宽度组合。这里的植被波长位置与宽度组合可以将液体水吸收影响最小化。虽然雪的吸收特征以 $1.04\mu\text{m}$ 和 $1.25\mu\text{m}$ 为中心，但是 $0.86\sim1.04\mu\text{m}$ 波长范围和 $1.06\sim1.25\mu\text{m}$ 的反射率光谱都近似为波长的线性函数，所以我们确定如表中所示位置与宽度。利用植被、雪反射率光谱和 3 - 通道比值方法的研究表明，由于不考虑植被中液体水的影响而导致的误差为 5%，由于不考虑雪中的冰吸收特征而导致的误差为 2-4%。

表 2-1 水汽吸收通道和大气窗口的中心波长和宽度设置。

通道	植被		雪		岩石、土壤和矿物	
	中心 (μm)	宽度 (波段数)	中心 (μm)	宽度 (波段数)	中心 (μm)	宽度 (波段数)
0.94 μm 吸收						
大气窗口 1	0.865	3	0.865	3	0.865	3
大气窗口 2	1.030	3	1.040	3	1.030	3
吸收波段	0.935	5	0.945	7	0.940	7
1.14 μm 吸收						
大气窗口 1	1.050	3	1.065	3	1.050	3
大气窗口 2	1.230	3	1.250	3	1.235	3
吸收波段	1.130	5	1.140	7	1.1375	7

富铁土壤和矿物反射率光谱上很宽的 Fe^{3+} 吸收特征通常位于 $0.75\mu\text{m}\sim 1.0\mu\text{m}$,水汽反演所使用的波长范围 $0.88\sim 1.05\mu\text{m}$ 位于 Fe^{3+} 吸收特征的长半部 ,对于利用富铁土壤的水汽反演 ,所使用的波长范围与线性反射率光谱所使用的 $0.94\mu\text{m}$ 相比偏离了约 4%。导致水汽反演值高估了约 10%。但是,富铁土壤和矿物的反射率光谱在 $1.0\sim 1.3\mu\text{m}$ 波长区近似于波长的线性函数。对于这些地表类型,由 $1.14\mu\text{m}$ 水汽带反演水汽含量时所作的线性反射率的假设几乎不会引入系统误差。因此,建议只使用 $1.14\mu\text{m}$ 水汽带反演富铁土壤和矿物的水汽含量,而不使用 $0.94\mu\text{m}$ 水汽带。

尽管 ATREM 程序能够在很大程度上消除大气的影响,但是它还存在许多有待改进的地方。例如,2.0 版本只允许用户为整幅图像输入一个平均的高程,这意味着该程序最适合于地面高程变化不超过 1 公里的图像。

2.0 版本也没有考虑云的散射影响,因此只适用于晴空条件下获取的图像,该程序也没有考虑气体吸收和气溶胶散射的耦合影响,而这对于 AVIRIS 获得的暗地表,如湖泊、河流,是很重要的。因此,对很暗的地表应用本程序可能会导致很大误差。当应用本程序反演地表反射率时,测得的光谱于计算所得光谱之间的波段位置的匹配必须达到或好于 0.5nm 。如果不满足匹配要求,在反演所得到的反射率光谱在大气吸收区域就会出现特殊的特征。

2.1.4 光谱图像后处理经过大气校正和反射率转换后的某些像元光谱具有连贯锯齿噪声，并且与其亮度高度相关，另外辐射校正是经过了一系列的绝对定标、测量和模型计算，每一个环节都有一定缺陷或不确定性，所以光谱图像后处理是非常必要的。这里提出一种自相关经验光谱平滑的方法 SESP(Self-correction Empirical Spectra Smooth)，其操作步骤如下：

- (1) 通过滤波检测出一些平滑的像元光谱，并确认其无误；
- (2) 利用这些与原始数据做最小二乘线性回归；
- (3) 建立回归方程，并作用到整幅图像；

这样，不需要“地面实测”数据就可完成光谱数据的进一步优化。

2.2 混合光谱分析

2.2.1 混合光谱机理

利用高光谱数据进行定量遥感应应用研究面临的一个突出问题就是混合像元问题。由于传感器的空间分辨力限制以及自然界地物的复杂多样性，混合像元普遍存在于遥感图像中 (Gillespie 1990, Foody 1994,)。混合光谱机理如下图所示，其形成原因主要包括两个方面：

- (1) 在一个瞬时视场内 (IFOV)，有多种物质成分存在的空间混合 (Spatial mixing)；
- (2) 在一个瞬时视场内，由于地形和物体阴影引起的照度差异 (Variable illumination)。

基于以上两个原因，在一个象元内部，就形成了具有各向异性的瞬时视场，这样的象元就被称为混合象元，示意图如图 2-8 所示。

地面像元的光辐射经过大气、遥感器光学系统，在其瞬时视场角 (IFOV) 内由探测器上接收的光谱辐射通量为

$$P(\lambda) = \pi \cdot \left(\frac{D_o}{2}\right)^2 \cdot \frac{A}{R^2} [L(\lambda)\tau_a(\theta_v, \lambda) + L^\uparrow(\theta_v, \lambda)]\tau_o(\lambda) \quad (2.9)$$

式中

D_o : 光学孔径，

A : 地面像元的瞬时视场角视面积，

$L(\lambda)$: 地面像元的光谱辐射亮度

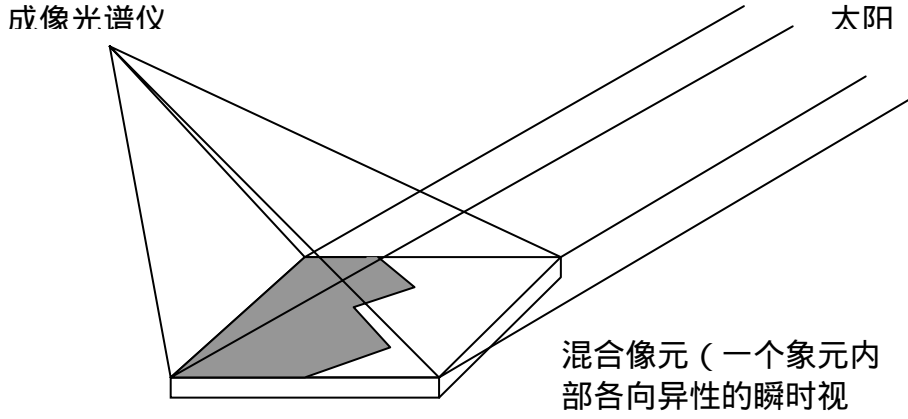


图 2-8：混合像元的物理学机理

R : 遥感器到地面像元的距离,

$\tau_a(\theta_v, \lambda)$: 沿目标-遥感器路径的大气光谱透过率,

$L^\uparrow(\theta_v, \lambda)$: 沿目标-遥感器路径的大气散射上行辐亮度,

$\tau_o(\lambda)$: 光学系统总透过率。

地面像元是单一物质的情况下, 遥感信噪比方程可表示为:

$$SNR(\lambda) = \frac{V_s(\lambda)}{V_N} = \frac{\pi \sqrt{A_d}}{4 F_N^2 \sqrt{\Delta f}} [L(\lambda) \tau_a(\theta_v, \lambda) + L^\uparrow(\theta_v, \lambda)] \tau_o(\lambda) \cdot D^*(\lambda) \Delta \lambda \quad (2.10)$$

式中

$$F_N = \frac{f}{D_o} = \text{光学系统焦比, } F \text{ 数}$$

$$D^* = \frac{R(\lambda)}{V_N} \sqrt{A_d \Delta f} : \text{探测器的探测率}$$

$R(\lambda)$: 探测器光谱响应度

$A_d = d_1 d_2$: 探测器阵元面积

$\Delta \lambda$: 光谱带宽

Δf : 电子学噪声带宽

现在, 考虑地面像元中含有多种物质的混合像元的情况。

如果在地面像元的IFOV视面积 A 上有 m 种物质, 即像元组份(endmember), 其辐亮度(或反射率)为: $L_1(\lambda)(\rho_1(\lambda)), L_2(\lambda)(\rho_2(\lambda)), \dots, L_m(\lambda)(\rho_m(\lambda))$, 它们的IFOV视面积分别为 A_1, A_2, \dots, A_m . 而且, $A_1 + A_2 + \dots + A_m = A$.

设各像元组份在像元种所占的视面积比为:

$$F_1 = \frac{A_1}{A}, F_2 = \frac{A_2}{A}, \dots, F_m = \frac{A_m}{A}, \quad \text{则} \sum_{j=1}^m F_j = 1 \quad (2.11)$$

无论遥感器的瞬时视场IFOV所限定的地面像元内有多少种辐亮度不同的目标物(endmember), 根据非相干光的光辐射能量(功率)相加律, 探测器阵元接收的是这些目标物即像元组份辐射强度相加的总的表观辐射强度。各像元组份的辐射强度为: $A_1 L_1(\lambda), A_2 L_2(\lambda), \dots, A_m L_m(\lambda)$, 像元的总表观强度为 $AL(\lambda)$,

即有

$$AL(\lambda) = \sum_{j=1}^m A_j L_j(\lambda) = A \sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) \quad (2.12)$$

即

$$L(\lambda) = \sum_{j=1}^m F_j \cdot L_j(\lambda) \quad (2.13)$$

也就是说, 遥感器在其IFOV接收的地面像元的表观辐亮度 $L(\lambda)$ 是各像元组份亮度, 按它们在地面像元中的视面积比为权相加的。

用地物的光谱反射率表示, 则有

$$\rho(\lambda) = \sum_{j=1}^m F_j \rho_j(\lambda) \quad (2.14)$$

相应地, 混合像元的普适遥感信噪比方程

$$\begin{aligned} SNR(\lambda) &= \frac{V_s(\lambda)}{V_N} \\ &= \frac{\pi \sqrt{A_d}}{4 F_N^2 \sqrt{\Delta f}} \left[\sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) \tau_a(\theta_v, \lambda) + L_s^\uparrow(\theta_v, \lambda) \right] \tau_o(\lambda) \cdot D^*(\lambda) \Delta \lambda \end{aligned} \quad (2.15)$$

遥感器的像元输出信噪比 $SNR(\lambda)$ 同像元光谱通道数字量化输出信号是等价的, 光谱遥感图像数据, 经过处理, 扣除大气散射上行路径辐亮度 $L_s^\uparrow(\theta_v, \lambda)$ 以后像元的光谱信号可简化表示为

$$V_s(\lambda) = \frac{\pi \sqrt{A_d} \cdot D^*(\lambda)}{4 F_N^2 \sqrt{\Delta f}} \cdot \tau_a(\theta_v, \lambda) \cdot \tau_o(\lambda) \cdot \Delta \lambda \sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) \quad (2.16)$$

式中 \sum 前面的各项是仪器和大气的参数，对图像的所有像元是常数，用 K 表示则有

$$\left. \begin{aligned} V_s(\lambda) &= K \cdot L(\lambda) = K \sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) \\ &= K \cdot \frac{1}{\pi} E_D(\lambda) \cdot \rho(\lambda) = K \cdot \frac{1}{\pi} E_D(\lambda) \sum_{j=1}^m F_j \rho_j(\lambda) \end{aligned} \right\} \quad (2.17)$$

用辐亮度或者用反射率表示地面像元的光谱特征，遥感器获取的像元光谱信号都反映像元的整体表观光谱特性。从遥感图像的像元光谱信号 $V_s(\lambda)$ ，可以提取像元整体的表观光谱信息(用光谱辐亮度 $L(\lambda)$ 表示或光谱反射率 $\rho(\lambda)$ 表示)。如果像元是多种物质组成的混合像元，其表观光谱辐亮度 $L(\lambda)$ (或反射率 $\rho(\lambda)$) 是像元组份(endmember)光谱辐亮度 $L_j(\lambda)$ (或 $\rho_j(\lambda)$) 的线性组合。这就是建立线性混合光谱模型的物理基础。

2.2.2 线性光谱分解

线性模型是假设物体间没有相互作用(interaction)，每个光子(photon)仅能“看到”一种物质，并将其信号叠加到像元光谱中 (Chang 1998)。而物体间的多次散射可以被认为是一个迭代乘积过程，是一个非线性过程 (如植株间的作用)；物体的混合和物理分布的空间尺度大小决定了这种非线性的程度；大尺度的光谱混合完全可以被认为是一种线性混合，而小尺度的内部物质混合是些微非线性的。混合光谱的自动分解有两种途径：一种是基于对特定区域端元光谱的了解；另一种是完全基于图像自身像元光谱的特性。

线性光谱混合模型包括物理学模型、数学模型和几何学模型

线性光谱混合的物理学模型是指像元的混合光谱是像元内部各物质成分的“纯”光谱的面积加权平均 (Weighted Average)：

$$X = A^*a + B^*b + C^*g \quad (2.18)$$

实际上，这里的“纯”也只是一个相对的概念，在一定空间尺度内被认为其物质组成是单一的。

凸面几何学模型 (Convex Geometry) 在高光谱的混合像元分解方面得到了很好的应用, 并成为分析、了解和可视化高光谱图像数据的有力工具 (Boardman 1993, Agustin 1999)。借助于凸面几何学的分析方法可以做到对混合地物的端元光谱 (endmember)——像元组份光谱的了解。高光谱图像以其 n 个光谱通道作为 n 维正交光谱矢量空间, 每个像元光谱信号在 n 维空间上可以用一个点表示。为直观起见, 以二维光谱为例, 说明端元光谱与混合像元在光谱空间的位置分布 (图 2-10)。图 2-10 中 X 轴方向为波段方向, Y 轴为反射率方向, 它显示了 A、B、C 三种不同端元物质所对应的 i, j 两个波段反射率值。图 2-11 中 X 轴方向为波段 j 方向, Y 轴为波段 i 方向, A、B、C 三种物质在 i, j 两维光谱空间的分布构成一个三角形。可以看出, 如果任何一个混合像元只要由这三种端元光谱组成, 其光谱空间位置必然落在这个三角形区域 (包括边线和顶角)。也就是说, 三角形区域内的点均可被 A、B、C 三个点所数学表达。

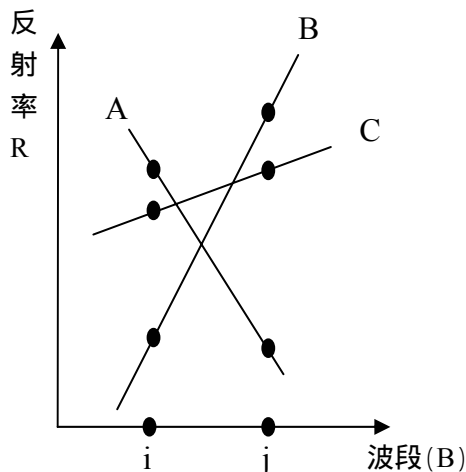


图 2-10: 三种物质所对应的波段反射率

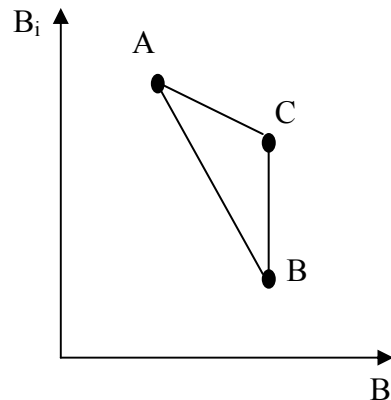


图 2-11: 三种端元物质在两维光谱空间的分布

可以想象, 随着光谱维数的增加, 就意味着光谱空间顶点的增加, 就构成如图 2-12 的凸面几何空间 (以 7 维空间示例)。越靠近顶点位置, 像元光谱的“纯度” (Purity) 也就越大, 这就是凸面几何学光谱分解的基本原理。

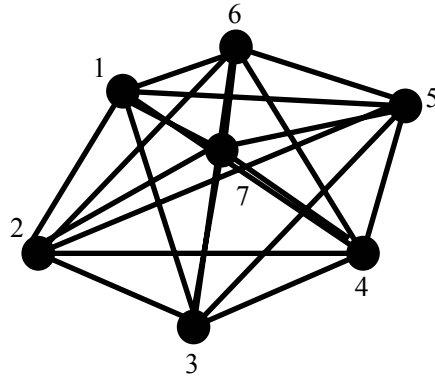


图 2-12：凸面几何空间中的端元位置

利用凸面几何学方法分析高光谱图像混合像元问题有两个关键环节：一是从几十至上百个光谱通道中选取有效光谱通道,把高维光谱数据降维处理后,在其较小的有效光谱维上进行分析;二是在有效光谱通道的 n 维正交光谱矢量空间上确定像元组份(endmember)的光谱坐标,以它们为顶点构成凸面单体。

2.3 光谱特征选择与特征提取

高光谱遥感数据大量的光谱波段为我们了解地物提供了极其丰富的遥感信息,这必然有助于我们完成更加细致的遥感地物分类和目标识别,然而波段的增多也必然导致信息的冗余和数据处理复杂性增加(Bing,1990)。当光谱特征维数增加时,其特征组合更是成指数方式增加:

假设原始光谱波段数为 N ,优选后的光谱波段是 M , $N>M$,则:

光谱特征组合的数目为: $N! / (N-M)! M!$

这个数目是巨大的,并导致运算效率的下降,为此,光谱特征空间的减少和优化显得十分重要。

特征空间减少的方式可以概括为两种:特征选择和特征提取

2.3.1 特征选择 (Feature Selection)

特征选择就是针对特定对象选择特征空间中的一个子集,这个子集是一个简化了的光谱特征空间,但它包括了该对象的主要特征光谱,并在一个含有多种目标对象的组合中,该子集能够最大限度地区别于其它地物。特征选择过程如下图 2-13 所示。

通过特征选择,可以强化那些最具可分性的光谱波段,特征选择的方式可概括为两种:光谱距离统计和光谱特征位置搜索。

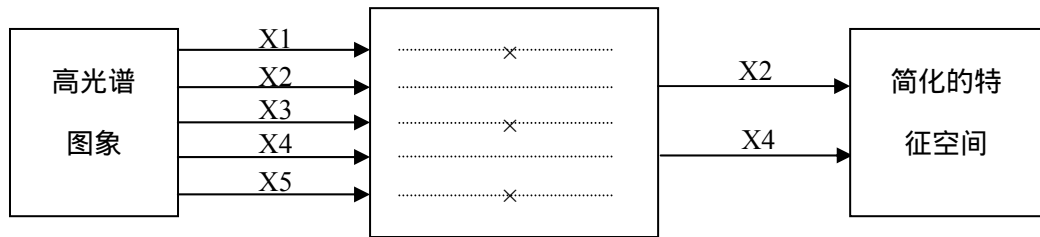


图 2-13 特征选择示意

2.3.1.1 光谱空间距离统计

就是计算这个特征空间子集向量与要区分的特征向量之间的距离，采用的计算模型包括有：Mahalanobis, Divergence, Transformed Divergence, Bhattacharyya, Jeffries-Matusita,等等。本论文以白云石（Dolomite）和高岭石（Kaolinite）为例来论述。图 2-14 为白云石和高岭石的反射率光谱曲线（2.0-2.5 μm ），两曲线之间是非平行的不等距关系，从两者光谱分类的应用角度，2.17 μm 和 2.38 μm 附近显然是两个较好的分类特征波段。

2.3.1.2 光谱特征位置搜索

进行光谱特征位置搜索最常用的方法就是选择其特征吸收波段，因此通常要做一个包络线去除，如图 2-15 所示。两者间可有效区分的 5 个特征波段选择如下：B1(2.16 μm), B2(2.18 μm), B3(2.21 μm), B4(2.32 μm), B5(2.38 μm)。

如以以上五个特征波段为凸面几何空间，白云石与高岭石在这个投影变换后的特征空间中集中在两个彼此分离的空间位置，因此两者可完全区分，结果如图 2-16 所示。

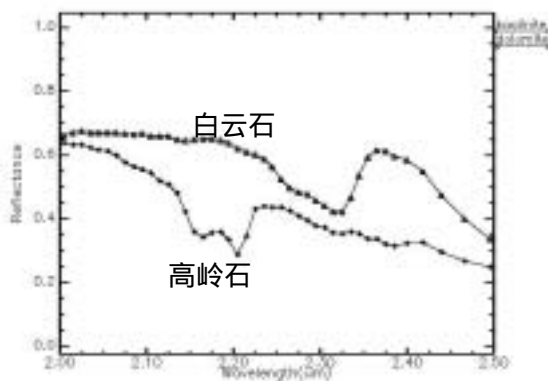


图 2-14:白云石和高岭石反射率光谱曲线

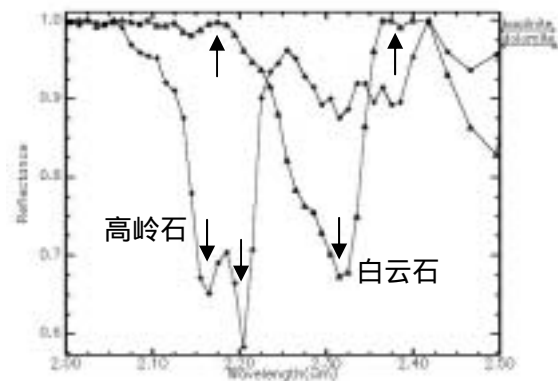


图 2-15:白云石和高岭石的吸收光谱曲线

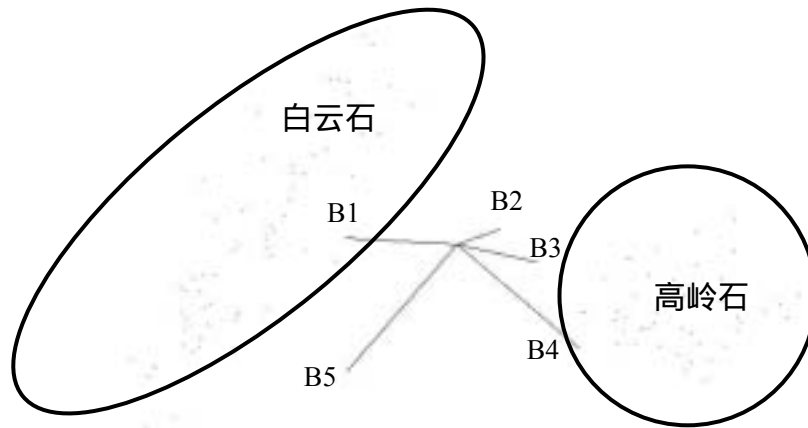


图 2-15:白云石和高岭石在特征空间的投影

2.3.1.3 基于光谱特征选择的图像波段合成

尽管高光谱图像具有上百个光谱通道，但其彩色合成却只能用到三个波段，所以彩色合成的 RGB 波段选择方案显得十分重要。如图 2-15 所示为一种地物的光谱波形，显然它在 $1.4\mu\text{m}$ 附近有一个吸收特征。如果给此吸收特征波段付 RGB 中间色，即绿色 (G)，在此吸收特征的两侧分别确定两个非吸收通道，并分别付与红 (R) 和兰 (B)。在图 2-16 中，绿通道特征波段的补色为紫红色，因此在此 RGB 合成方案中，图像中为紫红色的像元最有可能为具有此吸收特征的地物。这样就大大缩小了后选区域，为感兴趣区域 (ROI) 的划定和目标像元光谱的最终确认提供了优选的区域。

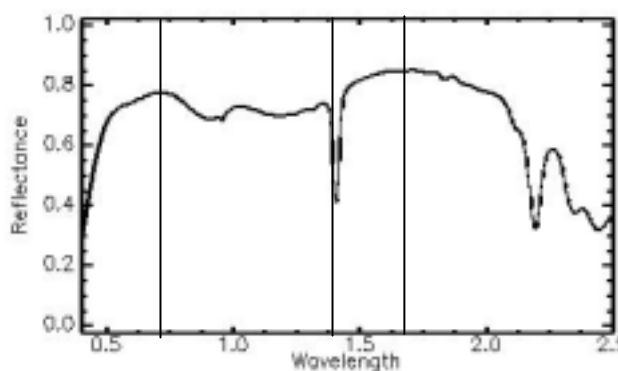
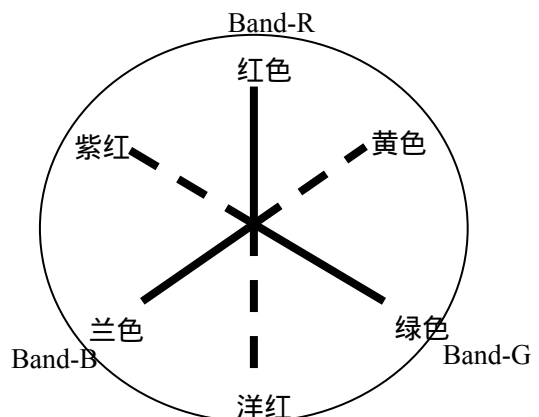
图 2-15:地物的吸收光谱特征 ($1.4\mu\text{m}$)

图 2-16:RGB 波段与其相应补色

2.3.2 特征提取 (Feature Extraction)

特征提取也是一个光谱特征空间的减维过程，与光谱特征选择相比，它是建

立在各光谱波段间的重新组合和优化基础上的。在经过特征提取后的光谱特征空间中，其新的光谱向量应该是反映特定地物某一性状的一个光谱参量，后者是有别于其它地物的光谱参量。特征选择过程如图 2-17 所示，其中的 $F(x_1, \dots, x_5)$ 是一个线性或者非线性的转换方程，它将原始的特征空间投影到了一个低维并优化后的新特征空间。

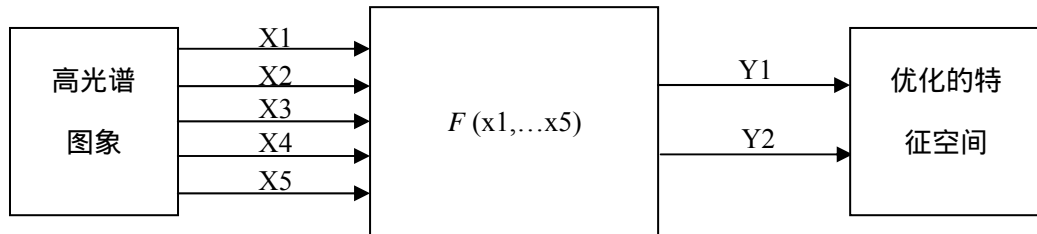


图 2-17：光谱特征提取

特征提取的方法过去最常见的包括主成分转换法（Principal Components Transformation, PCT）。PCT 法是将一个正交子集投影作用到高光谱图象上，从而产生一个新的非相关图象序列。通常靠前的几个主成分包含最大的方差，后面的图象趋向于方差越来越下，其图象信息并可忽略不要。因此，PCT 法可以做到高光谱数据减维和完成图象分类的目的(Hurcom,1994)。但是，它对噪声十分敏感并且需要拿所有波段来参与运算。尤其是它的整个运算过程是不“透明”的，即没有包含对反映地物理化性质的光谱特征分析，减维后得到的新特征空间子集已没有了任何光谱特性的物理含义。

以 AVIRIS 的 50 通道短波红外数据为例，其 PCT 特征值曲线如图 2-18 所示：

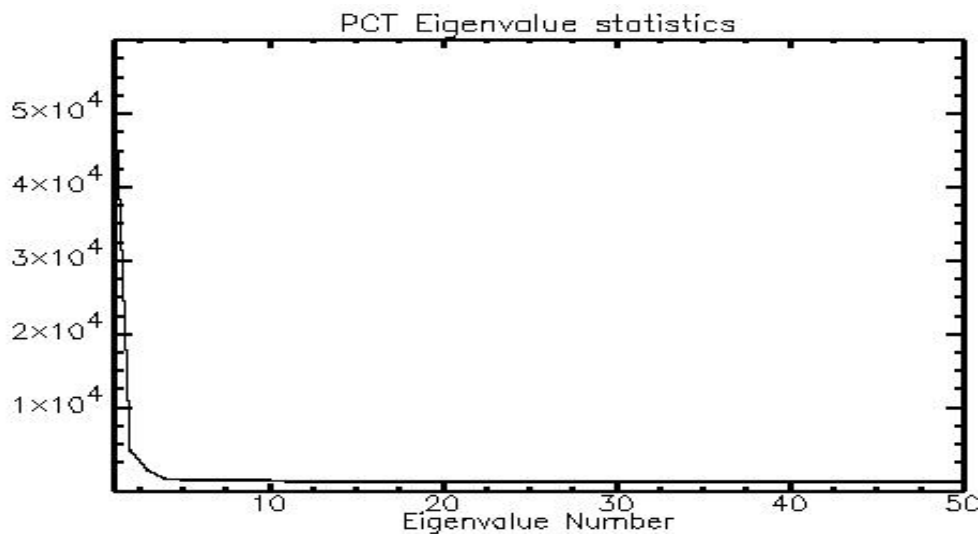


图 2-18：50 通道 AVIRIS 高光谱图像的 PCT 曲线

第一主成分波段的图象方差是 58665.154864，第二主成分波段的图象方差是

4138.988034, 第三主成分波段的图象方差是 1407.550975。第一主成分波段图象特征值占到了所有波段特征值之和的 89.996%, 而前三个波段图象特征值之和占到了所有波段特征值之和的 98.505%。

从 PCT 图象上选取前十个波段, 从中提取方解石 (Calcite) 和明矾石 (Alunite) 的象元值曲线, 如图 2-19 所示:

图 2-20 为原始高光谱图象中两类矿物的光谱曲线, 对比图 2-19 和图 2-20, 可以看出, 尽管从 PCT 处理后的前几个波段可以对明矾石与方解石进行区分, 但其波形曲线的特征性及唯一性不够强。而在从高光谱图象中提取的两种矿物光谱却具有非常明显的吸收特征。因此, 对高光谱图象数据来说, 建立地物具诊断性的光谱指数比基于方差统计的特征提取要优越。

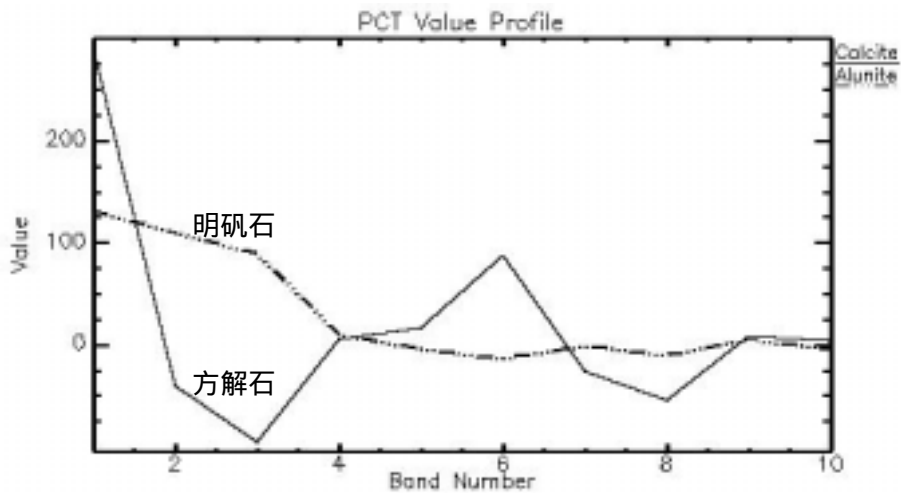


图 2-19: 方解石与明矾石的前十个波段的 PCT 曲线

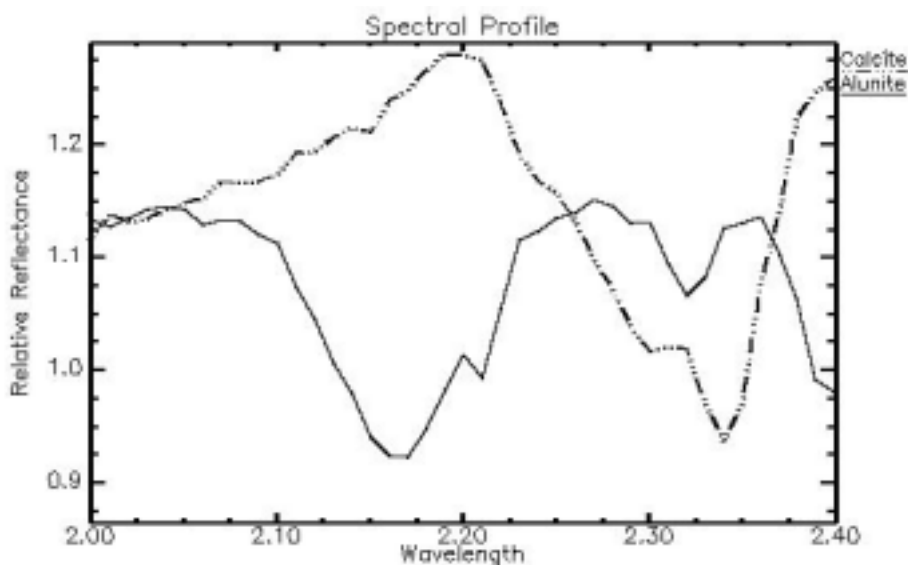


图 2-20: 高光谱原始图像中方解石与明矾石的矿物光谱曲线

2.3.3 光谱特征参量化

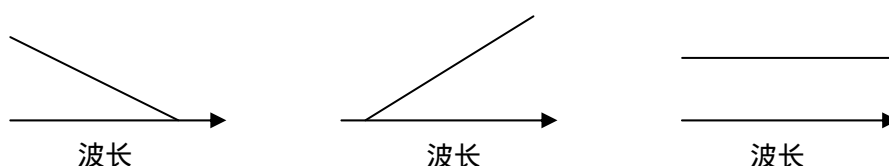
2.3.3.1 光谱斜率和坡向：

在某一个波长区间内，如果光谱曲线可以非常近似地模拟出一条直线段，这条直线的斜率被定义为光谱斜率。如果光谱斜率为正，则该段光谱曲线被定义为正向坡；如果光谱斜率为负，则该段光谱曲线被定义为负向坡；如果光谱斜率为零，则该段光谱曲线被定义为平向坡。光谱坡向指数为 SSI。

在光谱区间 $[\lambda_1, \lambda_2]$ ，模拟出的直线段如下：

$$R=aX+b, \quad X \in [\lambda_1, \lambda_2] \quad (2.20)$$

则，



$a < 0$ ，负向坡， $SSI = -1$ $a > 0$ ，正向坡， $SSI = 1$ $a = 0$ ，平向坡， $SSI = 0$

2.3.3.2 光谱包络线分析

为了突出光谱的吸收特征，对光谱曲线常进行包络线消除。光谱曲线的包络线与光谱曲线至多有一个交点，从直观上来看，包络线相当于光谱曲线的“外壳”。进行包络线消除后的反射率归一化到 0~1.0，光谱的吸收特征也归一到一个一致的光谱背景上，可以和其他光谱的吸收特征进行数值比较和光谱间的匹配分析，图 2-21 为日本 PHI 飞行数据经过包络线消除前后一组反射率图像光谱曲线的对比。

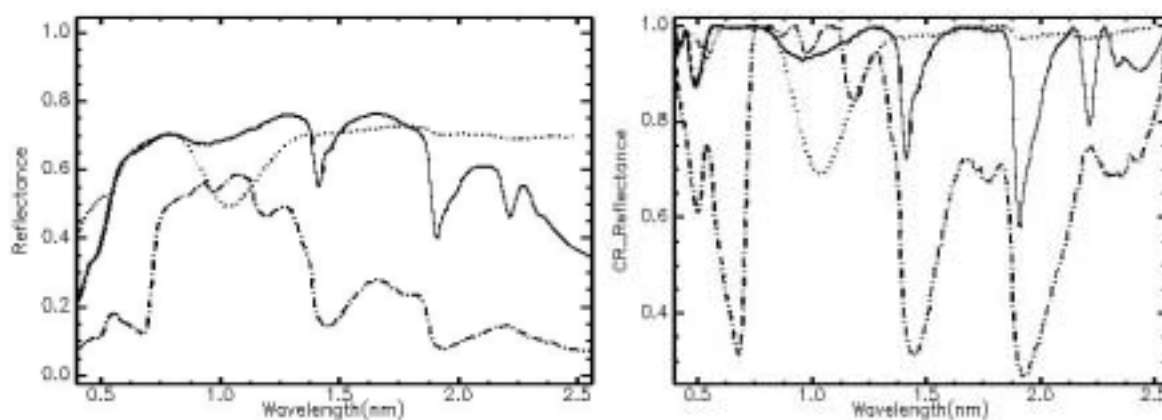


图 2-21：包络线消除前后一组反射率光谱曲线的对比

2.3.3.3 光谱吸收指数

一条光谱曲线的光谱吸收特征可由光谱吸收谷点 M 与光谱吸收两个肩部 S_1 的 S_2 组成(图 2-22), S_1 与 S_2 的连线称为非吸收基线。设与光谱吸收谷点 M 相对应的波长为 λ_m 、反射率为 ρ_m 、谷底 M 向上垂线与非吸收基线交点对应的反射率为 ρ 。肩部 S_1 、 S_2 对应的波长和反射率分别为 λ_1 、 λ_2 和 ρ_1 、 ρ_2 。

吸收谷点 M 与两个肩端组成的“非吸收基线”的距离可以表征为光谱吸收深度 (H) , 吸收的对称性参数 d 可表达为 $d=(\lambda_m-\lambda_2)/(\lambda_1-\lambda_2)$, 而吸收肩端反射率差为 $\Delta\rho_s=\rho_2-\rho_1$, 则光谱吸收指数可表示为:

$$SAI = \rho / \rho_m = \frac{d\rho_1 + (1-d)\rho_2}{\rho_m} \quad (2.21)$$

光谱吸收指数对石灰岩和白云岩的区分就在于:

石灰岩(CaCO_3): $SAI_{2.315\text{mm}} < SAI_{2.330\text{m}}$

白云岩(MgCO_3): $SAI_{2.315\text{m}} > SAI_{2.330\text{m}}$

另外, 光谱吸收特征的量化往往建立在包络线去除和归一化的光谱曲线上。

图 2-23 显示了方解石 (Calcite) 的吸收光谱。量化的光谱吸收特征包括:

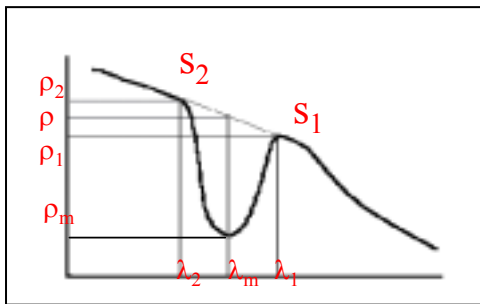


图 2-22 : 光谱吸收量化

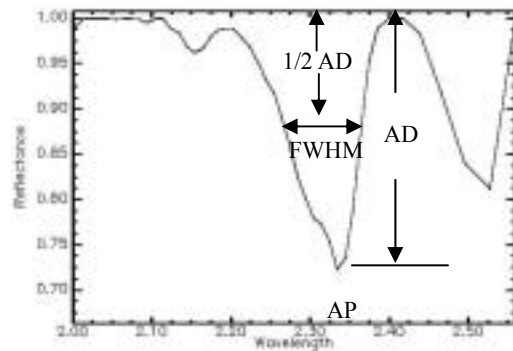


图 2-23: 光谱吸收特征量化

(1) 吸收位置(Absorption Position, AP):

在光谱吸收谷中,反射率最低处的波长, 即 $AP = \lambda$, 当 $\rho_\lambda = \text{Min}(\rho)$

(2) 吸收深度(Absorption Depth, AD):

在某一波段吸收范围内, 反射率最低点到归一化包络线的距离。

$AD=1-\rho_0$, ρ_0 为吸收谷点的反射率值。

(3) 吸收宽度(Absorption Width, AW): 最大吸收深度一半处的光谱带宽 FWHM (Full Width at Half the Maximum Depth)

(3) 对称性(Absorption Asymmetry, AA):

光谱吸收对称性定义为，以过吸收位置的垂线为界线，右边区域面积与左边区域面积比值的以 10 为底的对数（如图 2-24 所示）。

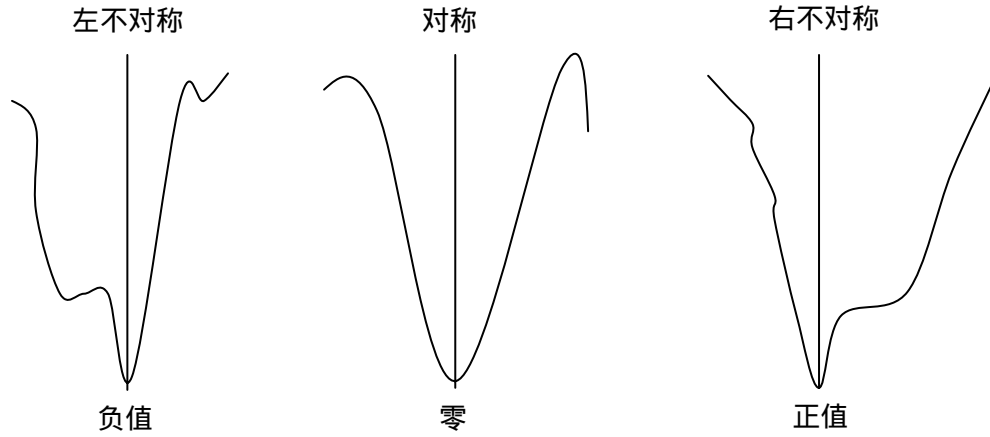


图 2-24：光谱吸收对称性分析

2.3.3.4 光谱二值编码

为了在光谱库中对特定目标进行快速查找和匹配，Goetz 提出了对光谱进行二值编码的建议，使得光谱可用简单的 0~1 序列来表述，最简单的方法是：

$$h(n) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } x(n) \leq T \\ 1 & \text{如果 } x(n) > T \end{cases} \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (2.22)$$

其中 $x(n)$ 是象元第 n 通道的亮度值， $h(n)$ 是其编码， T 是选定的门限值，一般选为光谱的平均亮度，这样每个象元灰度值变为 1 比特，象元光谱变为一个与波段数长度相同的编码序列。然而有时这种编码不能提供合理的光谱可分性，也不能保证测量光谱与数据库里的光谱相匹配，所以需要更复杂的编码方式。

(1) 分段编码。对编码方式的一个简单变形是将光谱通道分成几段进行二值编码，这种方法要求每段的边界在所有象元矢量都相同。为使编码更有效，段的选择可以根据光谱特征进行，例如在找到所有的吸收区域以后，边界可以根据吸收区域来选择。

(2) 多门限编码。采用多个门限进行编码可以加强编码光谱的描述性能。例如采用两个门限 T_a 、 T_b 可以将灰度划分为三个域：

$$h(n) = \begin{cases} 00 & \text{如果 } x(n) \leq T_a \\ 01 & \text{如果 } T_a < x(n) \leq T_b \\ 11 & \text{如果 } x(n) > T_b \end{cases} \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (2.23)$$

这样象元每个通道值编码为 2 位二进制数，象元的编码长度为通道数的两倍。

事实上，两位码可以表达 4 个灰度范围，所以采用三个门限进行编码更加有效。

(3) 仅在一定波段进行编码

这个方法仅在最能区分不同地物覆盖类型的光谱区编码。如果不同的波段的光谱行为是由不同的物理特征所主宰，我们可以仅选择这些波段进行编码，这样既能达到良好的分类目的又能提高编码和匹配识别效率。

2.3.3.5 光谱导数

导数光谱可以增强光谱曲线在坡度上的细微变化，对植被来说，这种变化与植被的生物化学吸收特性有关（Johnson,1996）。导数光谱波形分析部分消除大气效应，成像光谱图像所获得能量 L 与地物反射率 ρ 之间关系： $L = T \cdot E \cdot \rho + L_p$ ，其中， T 为大气透过率、 E 为太阳辐照度、 L_p 为程辐射。

一阶导数：

$$dL/d\lambda = T \cdot E \cdot d\rho/d\lambda + \rho T \cdot dE/d\lambda + E\rho \cdot dT/d\lambda + dL_p/d\lambda \quad (2.24)$$

二阶导数：

$$\begin{aligned} d^2L/d\lambda^2 = & T \cdot E \cdot d^2\rho/d\lambda^2 + \rho T \cdot d^2E/d\lambda^2 + E\rho \cdot d^2L_p/d\lambda^2 \\ & + 2\rho \cdot dTdE/(d\lambda)^2 + 2E \cdot dTd\rho/(d\lambda)^2 + 2T \cdot d\rho dE/(d\lambda)^2 \end{aligned} \quad (2.25)$$

如果地物光谱形态急骤变化 $d\rho/d\lambda$ 与 $d^2\rho/d\lambda^2$ 将会远远大于上式中右边其它各项，这时

$$dL/d\lambda = T \cdot E \cdot d\rho/d\lambda + \Delta\sigma_1 \quad (2.26)$$

$$d^2L/d\lambda^2 = T \cdot E \cdot d^2\rho/d\lambda^2 + \Delta\sigma_2 \quad (2.27)$$

$\Delta\rho_1$ 和 $\Delta\rho_2$ 主要包含程辐射 L_p 、大气透过率 T 和太阳辐照度 E 随波长的变化波形信息，利用 5S 模型模拟研究表明，除了大气气体吸收波段外，这些参数随波长近似为线性函数(F.Baret 1992)，故而 $\Delta\delta_1 \rightarrow 0, \Delta\delta_2 \rightarrow 0$ 。未经大气纠正的植被图像光谱的导数谱和经过大气纠正的植被图像光谱的波形形态相似。但是在大气气体吸收波段 $0.94\mu m, 0.770\mu m$ ，两者差别较大，因此在应用中应剔除大气气体吸收窄波段。

2.3.3.6 光谱积分

光谱积分就是求光谱曲线在某一波长范围内的下覆面积（如图 2-25 所示），求算公式如下：

$$\varphi = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f(\lambda) d\lambda \quad (2.28)$$

式中 $f(\lambda)$ 为光谱曲线， λ_1 、 λ_2 为积分的起止波段。

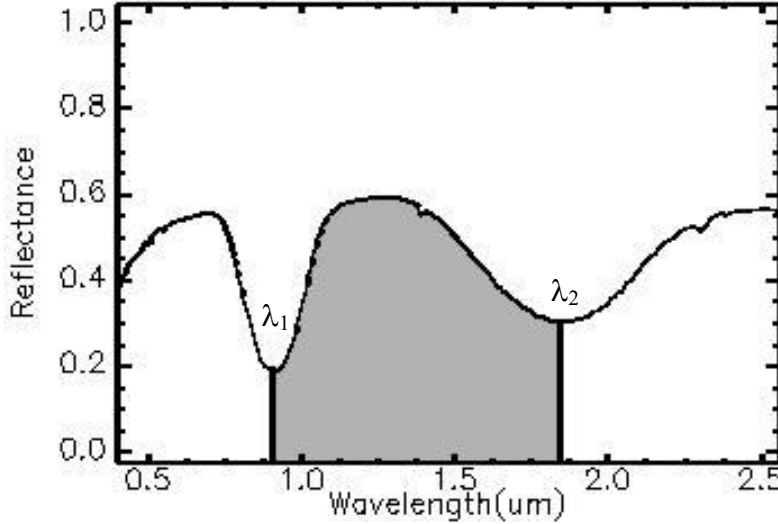


图 2-25：光谱积分图示

2.3.4 地层光谱柱状图

有些地物的光谱曲线非常相似，如图 2-25 所示的火焰山背斜的 14 套地层，由于它们均属于碳酸岩类沉积岩，其光谱曲线从直观上很难精确分析其间的差异性，为此我们根据光谱仪测量数据建立了地层光谱柱状图，它是将光谱反射率曲线图象化的技术。

由于地层中矿物均以石英、长石为主，其原始光谱曲线非常相似，这里我们采用包络线来放大这种差异：

设 14 套地层对应 λ_1 到 λ_m 波长有如下反射率矩阵：

$$\begin{bmatrix} R_{(1,1)} & R_{(1,2)} & \cdots & R_{(1,13)} & R_{(1,14)} \\ R_{(2,1)} & R_{(2,2)} & \cdots & R_{(2,13)} & R_{(2,14)} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ R_{(m-1,1)} & R_{(m-1,2)} & \cdots & R_{(m-1,13)} & R_{(m-1,14)} \\ R_{(m,1)} & R_{(m,2)} & \cdots & R_{(m,13)} & R_{(m,14)} \end{bmatrix} = R \quad (2.29)$$

其中， m 为波段数。

设 $\alpha_i = \min(R_{(i,1)}, R_{(i,2)}, \dots, R_{(i,13)}, R_{(i,14)})$

$\beta_i = \max(R_{(i,1)}, R_{(i,2)}, \dots, R_{(i,13)}, R_{(i,14)})$

则

$$R'_{(i,j)} = [R_{(i,j)} - \alpha_i] * k / [\beta_i - \alpha_i] \quad (2.30)$$

其中 k 为放大系数，这里设定为 250。

这样就可以得到一个新的光谱反射率特征增强的 R' 矩阵：

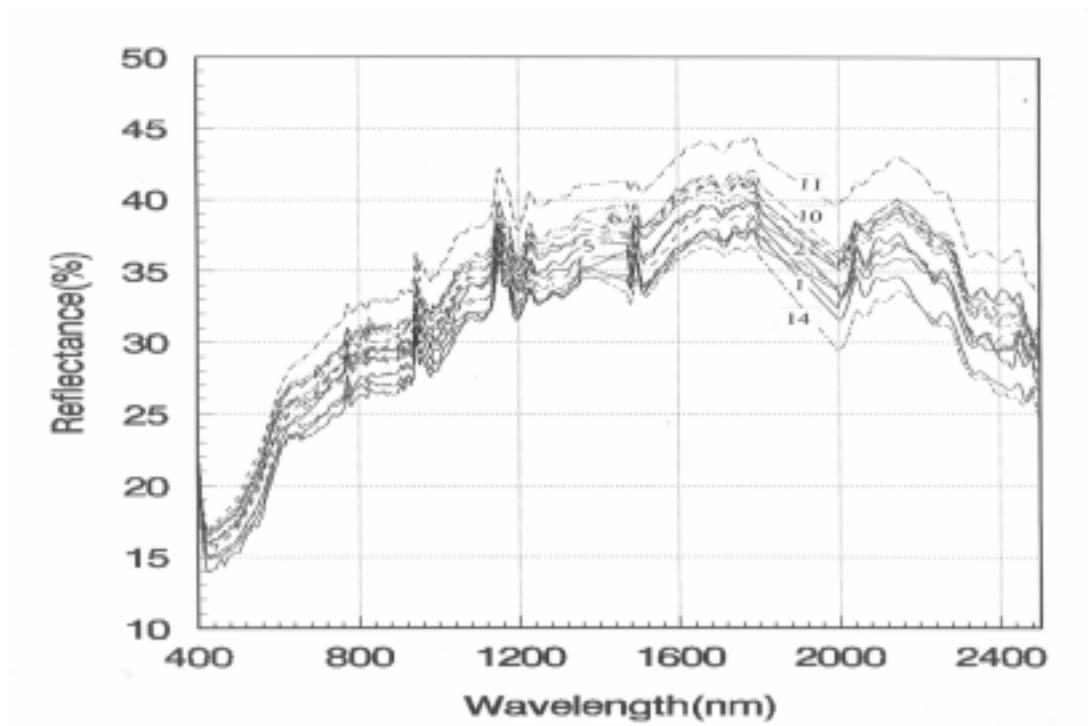
$$\begin{bmatrix} R'_{(1,1)} & R'_{(1,2)} & \dots & R'_{(1,13)} & R'_{(1,14)} \\ R'_{(2,1)} & R'_{(2,2)} & \dots & R'_{(2,13)} & R'_{(2,14)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ R'_{(m-1,1)} & R'_{(m-1,2)} & \dots & R'_{(m-1,13)} & R'_{(m-1,14)} \\ R'_{(m,1)} & R'_{(m,2)} & \dots & R'_{(m,13)} & R'_{(m,14)} \end{bmatrix} = R' \quad (2.31)$$

在此新增强的光谱反射率曲线 R' 基础上，建立一个从蓝到红渐变的 RGB 色块图像，进行从 RGB 到 HSI 的彩色空间变换，这样就可以准确、定量地描述颜色特征。这里采用 Raines 的柱面坐标系模型：

$$\begin{aligned} I &= \frac{\sqrt{3}}{3}(R + G + B) \\ S &= \sqrt{(X - R)^2 + (X - G)^2 + (X - B)^2} \\ H &= \tan^{-1}(\sqrt{3} \frac{G - B}{2R - G - B}) \\ X &= \frac{R + G + B}{3} \end{aligned} \quad (2.32)$$

其中， R 、 G 、 B 为色块图像的红、绿、蓝三个波段。

据此，再将地层光谱反射率特性增强后的 R' 矩阵替换 IHS 彩色空间中的饱和度 S ，经过彩色空间的反变换，就得到如图 2-26 所示的吐鲁番背斜 A 剖面地层光谱柱状图，其横坐标表示波长，不同的颜色代表不同的波长位置，而颜色的饱和度即色彩的浓淡非常直观地反映其光谱反射率的高低。它清楚直观显示出各地层间反射率光谱的差异以及这种差异的大小，在此光谱分析的基础上完成了吐鲁番背斜剖面地层的划分（图 2-27）。我们也可以将这种彩色的光谱图理解为地物的光谱条码，类似于商品的价格条码，“刷码”的过程其实就是对地物的光谱识别过程。



1. J2x 2. J2s 3. J2q 4. J3q 5. J3k 6. K1s 7. K1sh
8. K1l 9. K2k 10. E1s 11. E1t 12. E2+3b 13. N1t 14. N2p

图 2-25 吐鲁番连木沁剖面地层反射光谱曲线

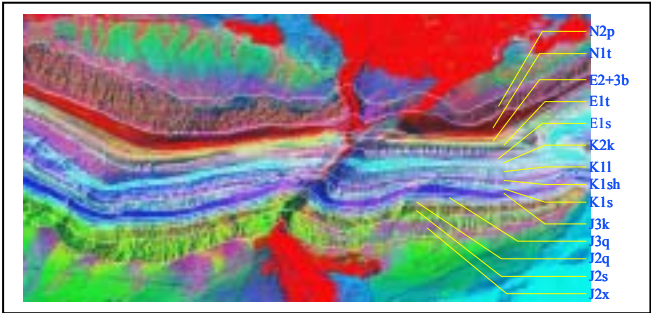
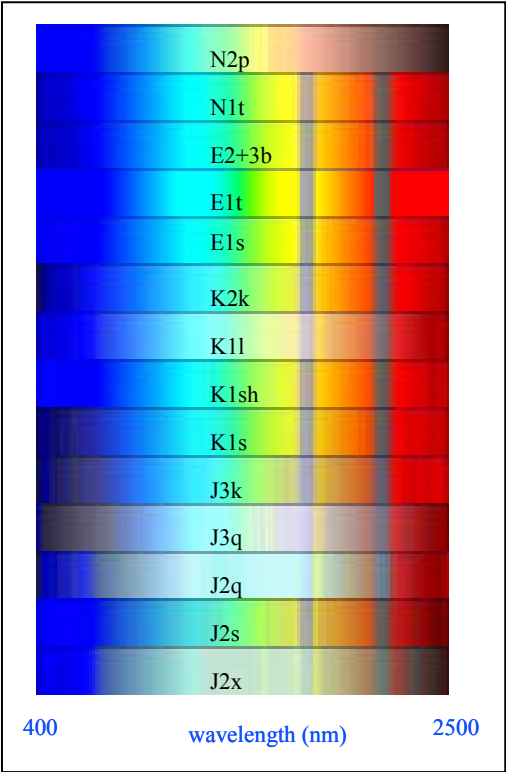


图 2-26:吐鲁番背斜剖面地层划分结果

图 2-27:吐鲁番背斜剖面地层光谱柱状图

2.4 小结

本章从高光谱遥感数据定标开始,介绍了几种高光谱图像反射率转换的方法,其中本文提出的平场域自动搜索 AFFF 法适宜于完成海量多条带航空高光谱数据的反射率转换。

本文以线性光谱分解为重点,介绍了混合光谱分解的几个主要模型。

光谱特征选择和特征提取是本章的重点。本文论述了光谱空间距离统计、光谱特征位置搜索、基于光谱特征选择的图像波段合成等光谱特征选择方法。

特征提取在高光谱数据分析中占有十分重要的地位,本章论述了光谱特征提取的意义,并系统介绍了光谱斜率和坡向、光谱导数、光谱积分、光谱吸收指数等光谱参量化的手段。另外,地层光谱柱状图也是本章的一个创新之处,它采用包络线来放大相似沉积地层间光谱差异,并将光谱反射率曲线图像化,建立了吐鲁番背斜地层光谱柱状图。

第三章 高光谱图像分类与地物识别

3.1 高光谱图像分类

随着高光谱图像波段的增加，其特征空间维数也随之增加。在这种情况下，如果训练样本数量不足，就会导致分类精度先上升然后再下降的情况出现，这种现象被称之为 Hughes 现象 (Hughes, 1968)。一般情况下，遥感图像分类的效果取决于四个因素：(1) 类别的可分性：非人为影响下的原始地物光谱具有可分性是高光谱图像分类的前提条件；(2) 图像像元光谱空间的维数：一般来讲，在图像波段信噪比达到一定要求的情况下，光谱波段越多，越有利于分类；(3) 训练样本的数量：训练样本的数量越大，地物的训练特征越全面和具有代表性，因此有利于分类；(4) 分类器类型和分类方案：这方面人的主观能动性将起到决定性的作用，同一幅高光谱图像，分类器类型和分类方案选择的优劣，可使分类的结果大相径庭。本节将在简单介绍前人成果的基础上提出本人的特征优化的专家决策分类方法。

3.1.1 传统的遥感图像分类

(1) 最小距离分类

最小距离分类是以各类训练样本点的集合所构成的区域表示各类决策区，并以点距离作为样本相似度量度的主要依据。这种方法适用于要识别的每一个类都有一个代表向量（均值向量）的情况。先求出未知向量到各代表向量的距离，通过比较将其归为距离最小的一类。一般用广义距离来表述“距离”。广义距离有以下属性：

$$D(x, x) = 0 \quad D(x, y) \geq 0 \quad (3.1)$$

$$D(x, y) = D(y, x) \quad D(x, y) \leq D(x, z) + D(z, y) \quad (3.2)$$

可以根据需要设计出满足上述规则的距离，如明氏距离为：

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \left[\sum_{i=1}^n |\vec{x}_i - \vec{y}_i|^\lambda \right]^{1/\lambda} \quad (3.3)$$

明氏距当 $\lambda=1$ 时成为曼氏距离， $\lambda=2$ 时，即为欧氏距。马氏距离考虑了样本的统计特性，形式为：

$$D^2 = (\vec{x} - \vec{m})^T \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{m}) \quad (3.4)$$

其中 x, m 为 n 维特征向量， Σ^{-1} 为协方差矩阵的逆矩阵。马氏距离考虑了各特

征参数的相关性，因而比明氏距离更为合理。当各特征间完全不相关， $\Sigma^{-1}=I$ 时，马氏距离即为欧氏距离。

(2) Bayes 准则-最大似然分类 (MLC)

基于 Bayes 准则的判别函数是统计模式识别的参数方法，需要各类的先验概率 $P(\omega_i)$ 和条件概率密度函数 $P(\omega_i | x)$ 已知。 $P(\omega_i)$ 通常根据各种先验知识给出或假设它们相等； $P(\omega_i | x)$ 则是首先确定其分布形式，然后利用训练样本估计其参数。一般假设为正态分布，或通过数学方法化为正态分布。其判别函数为：

$$D_i(X) = P(\omega_i)P(\omega_i | x), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.5)$$

若 $D_i(X) > D_j(X) \quad j=1, 2, \dots, m, j \neq i$ 则 X 为 ω_i 类。判别函数集有多种导出形式，如最大后验概率准则、最小风险判决准则、最小错误概率准则、最小最大准则、Neyman-Pearson 准则等，是依据不同的规则选择似然比的门限来实现的。这是目前比较成熟的一种分类方法，且还在研究中。

(3) Bhattacharyya 距离分类

对于遥感图像分类而言，除了一次统计变量（例如平均值）外，二次统计变量（协方差等）是分类与地物识别的重要依据。而 Bhattacharyya 距离同时兼顾一次与二次统计变量，因此在测度高光谱超维空间中两类统计距离，Bhattacharyya 距离是最佳测度。Bhattacharyya 距离可表达为：

$$B = \frac{1}{8} [\mu_1 - \mu_2]^T \left[\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right]^{-1} [\mu_1 - \mu_2] + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\frac{1}{2} [\Sigma_1 + \Sigma_2]}{\sqrt{|\Sigma_1| |\Sigma_2|}} \right] \quad (3.6)$$

其中 μ_i 是类别的平均矢量， Σ_i 是类别的协方差矩阵。

(4) 神经网络技术

由于传统统计分类的一些局限性，人们尝试用神经网络模型来模拟人类对物体的识别机理，于是有关神经网络分类器的研究不断地进行并得到发展。人们发展了各种形式的网络模型和算法，如，Hopfield 网、Hamming 网、CG、单层感知器网、多层感知器网、Kohonen 组织算法等，用得最多的是反向传播算法。神经网络包含一个输入层，一个输出层，及一个或多个隐层。输入层结点数与参加分类的特征数相同，输出层结点数与最终类别数相同。而中间隐含层结点数则由实验来确定（Clark 1995）。

(5) 光谱角度匹配 (SAM)

光谱角度填图以两光谱向量的广义夹角为基础，比较两光谱的相似性。设有两个 n 波段的光谱向量 $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$, $R = (r_1, r_2, \dots, r_n)$, T, R 不是零向量。它们的广

义夹角 θ 定义为

$$\theta = \cos^{-1} \frac{T \cdot R}{\|T\| \cdot \|R\|} \quad (3.7)$$

即：

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\sum_{i=1}^n t_i \cdot r_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n r_i^2}}, \quad \theta \in [0, \frac{\pi}{2}] , \quad (3.8)$$

其中 θ 值越小 T 和 R 的相似性越大。当用实验测量光谱与图象光谱比较时，须将测量光谱按照图象光谱的波长进行重采样,使得两个光谱具有相同的维数。从公式可以看出， θ 值与光谱向量的模是无关的，即与图象的增益系数无关。

如果以图象中已知区为参考光谱，则将区域中的光谱的几何平均向量为类中心。设已知某类中有 M 个点 R_1, R_2, \dots, R_M

$$\text{则类中心为 } \bar{R} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M R_i. \quad (3.9)$$

(6) 混合决策树 (Hybrid Decision Tree)

决策树是一种分类过程，这种分类过程循环地把一个数据集划分到越来越小的子集中去 (Swain 1977, Safavian 1990, Kim 1991, Pesses 1999)。树由节点组成。一组中间节点和一组末端节点（叶子）组成一个决策树。决策树中的节点只有一个父节点和两个或者多个子节点，各个节点采用不同的算法和特征。中科院遥感所熊桢博士曾利用混合决策树方法对常州地区水稻品种进行了高光谱图像精细分类。其决策树共分三层、五个子集，每个子集采用不同波段组合，分别用了四次最大似然法、一次最小距离完成了十一种地物、其中六个水稻品种的划分。

3.1.2 特征优化的专家决策分类

以上分类方法在多光谱遥感数据分类或者部分高光谱图像分类中发挥过巨大的作用，但面对海量波段的高光谱数据，尤其是具有特定光谱物理含义的量化数据，这些方法都不免有些共同的缺陷：

(1) 由于 Hughes 现象的存在，随着高光谱图像波段的增加，训练样本数量

的要求剧增，给分类带来了一定困难；

(2) 高光谱数据特定的光谱物理含义往往被忽略，完全从纯数学的角度去进行波段选择和聚类，无形中浪费了高光谱数据的巨大内涵；

(3) 自然界中地物的分布都有其特定的一般性规律性，完全基于数学模型的分类算法，其结果常常具有明显的不合逻辑的地方；

(4) 在常规的决策树分类中，地物分类的顺序对结果有很大的影响，往往是不可逆的，因此有一定的随意性。

本论文在第二章高光谱遥感数据定量化与参量化的基础上提出的“特征优化的专家决策分类”(Feature Optimization and Expert Decision, FOED)，它是在大量研究实践的基础上，针对高光谱图像分类而设计的，将力图解决以上问题。

特征优化的专家决策分类的两大原则是：

(1) 基于待分类别的光谱特征优化与参量化原则：

高光谱图像数据与多光谱图像数据一个巨大的不同就是前者的光谱波段间隐含着特定的物理含义，对待分地物的理解不能停留在样本的数学统计基础上，要从地物地面光谱分析入手，完成光谱特征的优化和构造具有排它性的光谱特征参量。这种光谱特征参量的构造在分类算法的选择上要具有第一位的优先级。

(2) 类别判定中的模糊定义与专家决策原则

由于自然界的复杂性（一方面是太阳辐射变化、大气等环境的影响，另一方面地物自身的多方面差异），以及波段变窄和波段增多可能带来的“噪声”增加，对每个像元的归属应避免使用 0/1 判据，这样每个分类图斑都具有“膨胀”和“收缩”的双重属性，专家知识最终影响决策，可避免很多误判。

特征优化的专家决策分类包括以下几个部分：

- (1) 高光谱图像数据定标/图像待分类别的确定；
- (2) 对各类别进行光谱特征选择和特征优化，分别构造某些类或者大类的光谱特征参量，分析其用于分类和识别的排它性；
- (3) 根据构造出的光谱特征参量模型，有针对性制作高光谱参量图；
- (4) 对高光谱参量图像进行数值统计，利用专家知识进行分类阈值的选择；
- (5) 对不适宜参量化的剩余类别，依据图像数据确定每个像元的光谱纯度，然后进行最终光谱单元 (Endmember) 和训练样本的选择；
- (6) 确定一个光谱相似度的判据，对每种类别进行光谱相似度填图；

(7) 对光谱相似度图像进行数值统计，利用专家知识进行分类阈值的选择；

(8) 各分类单元的合并和合理化分析。

在此，本文假设针对一个 n 个波段高光谱图像，有 A-E 共五个类别的待分地物，特征优化的专家决策分类可以用以下流程图来概括：

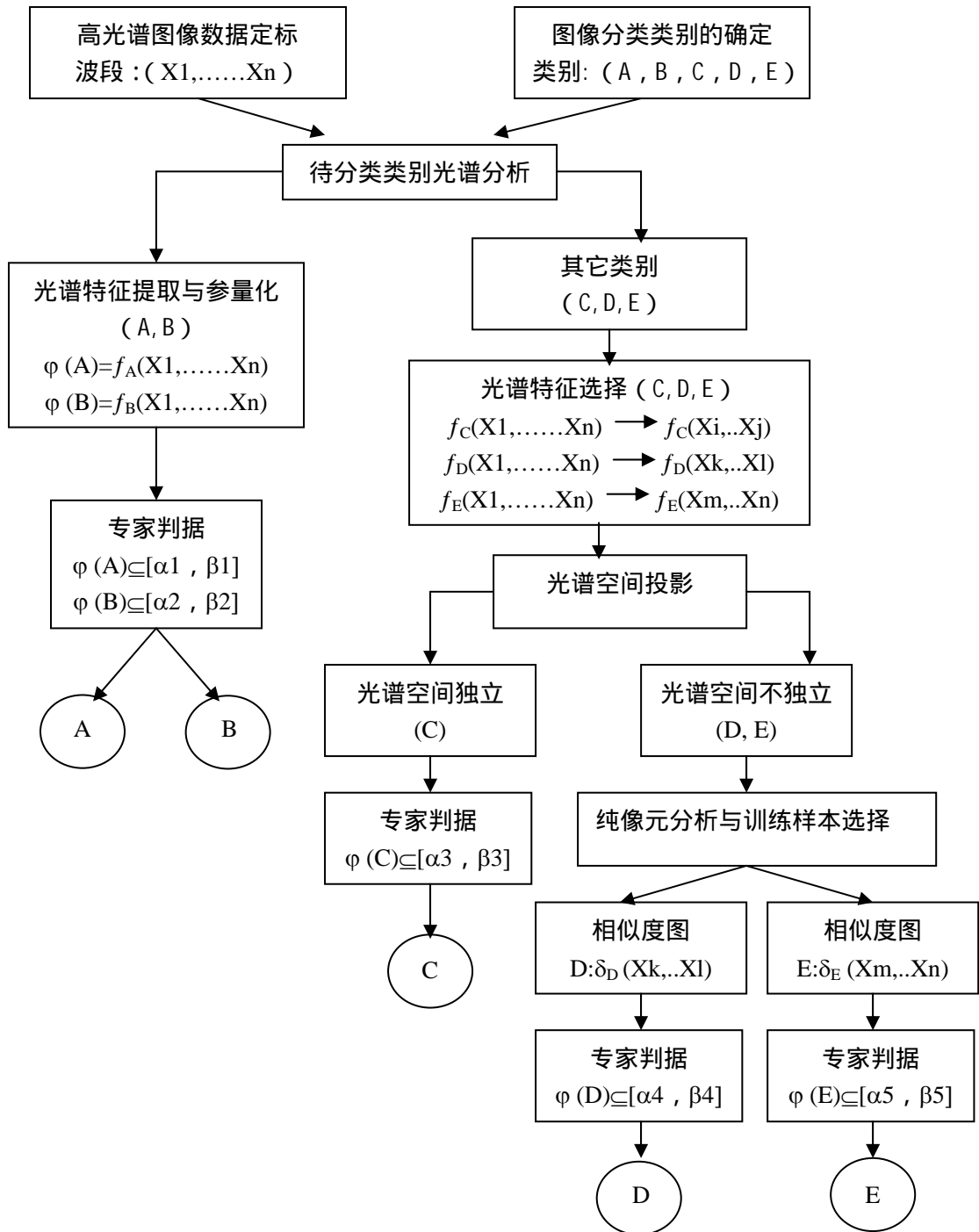


图 3-1：特征优化的专家决策分类

在如图 3-1 所示的特征优化的专家决策分类方案中，第一优先级是在特征提取的基础上，基于光谱特征参量的分类。第二优先级是对某些特殊地物，经过光谱特征选择和基于这些特征波段的光谱空间分析，根据其在光谱维上一定的独立性进行分类。最后在混合像元分析基础上，确定纯像元和训练样本，选择某一种光谱匹配算法，得到相似度图像。可以看出，所有类别最终归属都需要在专家判据下完成。另外，任何一个分类过程在不满意的条件下，均可转入另外一个过程。这种分类模式一方面可以提高像元分类精度，另外，从视觉上，也大大减少了分类结果图像上的误判噪声。利用这种分类模式，作者很好地完成了基于 PHI 高光谱数据的日本南牧农作物精细分类和马来西亚凌家卫土地覆盖分类。

图 3-2 为日本南牧的 PHI 高光谱图像以及从中提取的主要地物像元反射率曲线。根据地物的光谱特征，确定地膜、鲜活高覆盖植被、其它等三大类可以进行参量化提取。根据这三类地物的光谱差异，分别设计两个参量：光谱积分参量（积分参量在一定程度上可以消除个别波段的噪声影响）和去包络光谱吸收深度参量。

(1) 光谱积分参量：

$$\phi = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f(\lambda) d\lambda \quad (3.10)$$

$$\lambda_1=400\text{nm}, \quad \lambda_2=500\text{nm}$$

(2) 去包络光谱吸收深度参量：

设在 $[\lambda_1, \lambda_2]$ 波长区间的反射率最低点为波长 λ_0 ，反射率 ρ_0

$$\text{则吸收深度 } AD = 1 - \rho_0 \quad (3.11)$$

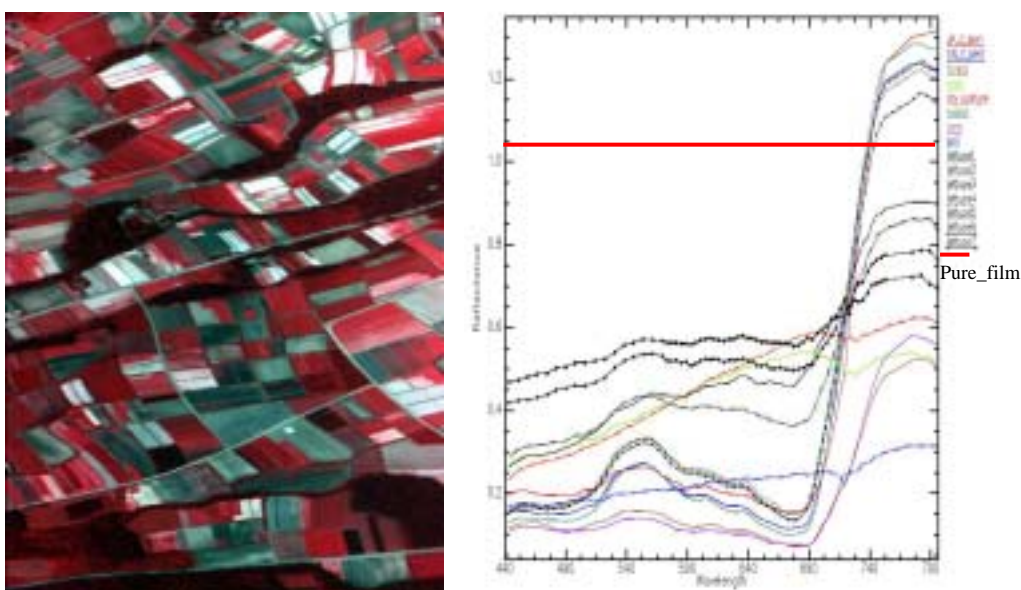


图 3-2：日本南牧的 PHI 高光谱图像和主要地物的像元反射率曲线。

根据田块规整的结构，动态地选择参量取值区间，即通过专家决策确定最佳阈值，图 3-3 即为地膜分类结果。林地相对于蔬菜地来说具有较小的单位面积叶绿素浓度（叶绿素密度），其红外反射坪和红边位置有所差异，据此设计红边光谱参量可有效区分林地与蔬菜地，图 3-4 为鲜活高覆盖度植被的与其它类地物的归一化去包络光谱差异，图 3-5 为林地分类结果。

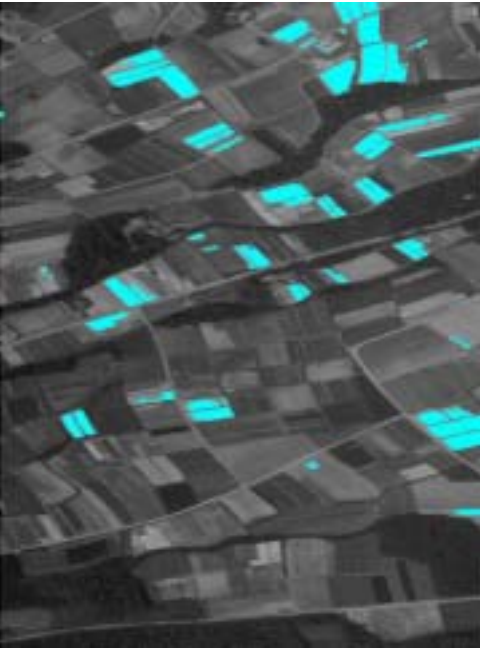


图 3-3:地膜分类结果

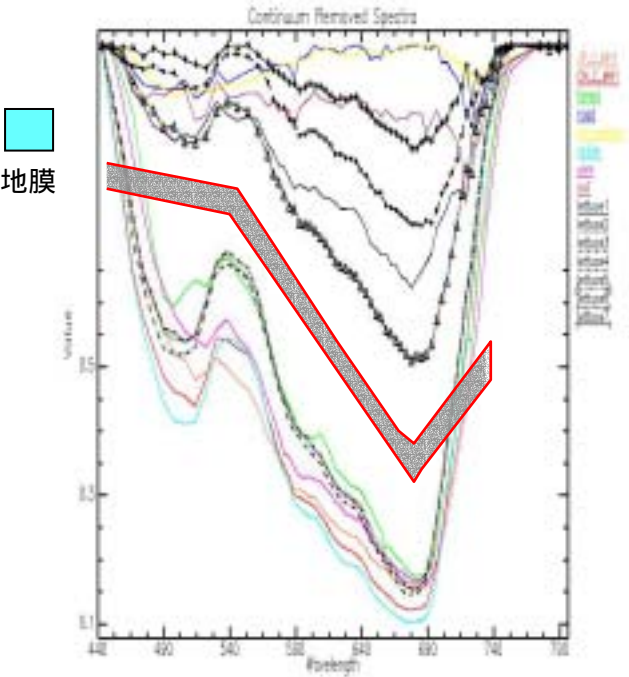


图 3-4:鲜活高覆盖植被光谱（下部曲线）

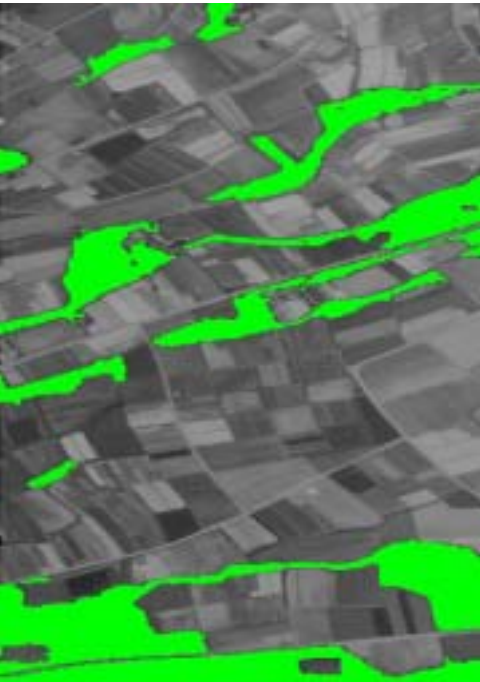


图 3-5:林地分类结果



图 3-6:传统分类方法提取的日本大白菜

针对差异较大地物的光谱特征参量构造及其分类提取完成之后，对极相似的剩余类别，依据地物的纯像元光谱，确定类别间的光谱相似度判据，对每种类别进行光谱相似度填图，最后仍然在专家决策下完成光谱相似度的归类阈值确定。以光谱比较相似的中国大白菜和日本大白菜为例，图 3-6 为传统的图像分类结果，与地面调研相比，有很大的误差，中国大白菜和日本大白菜完全混淆。如果使用光谱角度的相似性参量，对高光谱图像立方体进行变换，可以得到如图 3-7 的相似度填图。再根据地块完整性，选择一定的膨胀系数，确定日本白菜种植区域（图 3-8）。以此类推，最终完成整个日本南牧村的地物分类（图 3-9）。

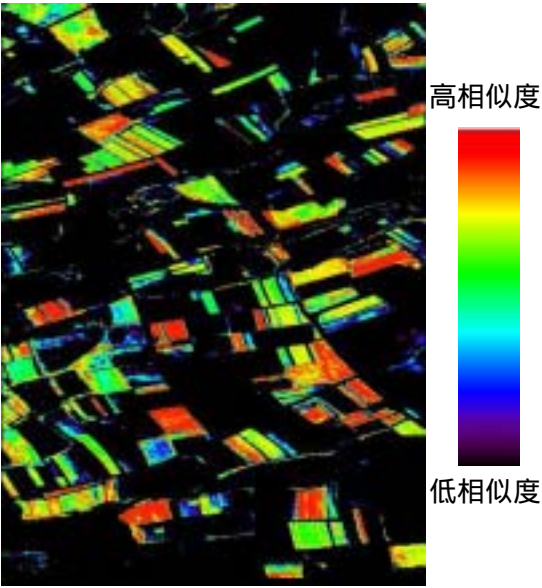


图 3-7：日本白菜相似度填图

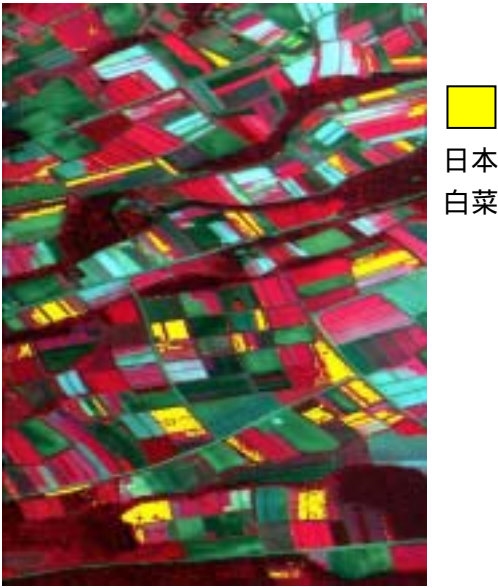


图 3-8：日本白菜分类结果

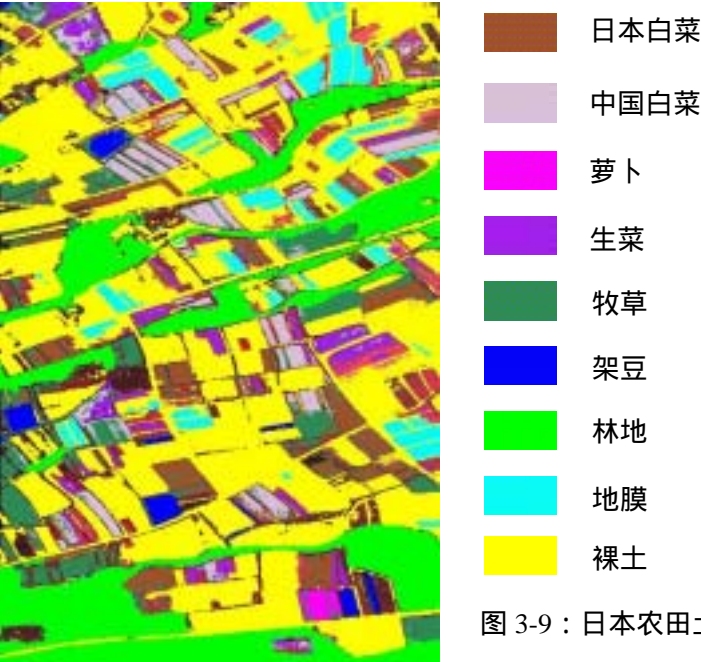


图 3-9：日本农田土地覆盖分类结果

同样利用特征优化的专家决策分类方法完成了马来西亚凌家卫海岸土地覆盖分类(图 3-10),从分类图斑上看,海水、沙滩、林地、油罐、草地、裸土分类效果交好。尽管区域内热带树林和建筑有较大的阴影影响,但通过专家决策下的参量膨胀与收缩,建筑物图斑仍比较规则,其总体分类效果也优于其它方法。

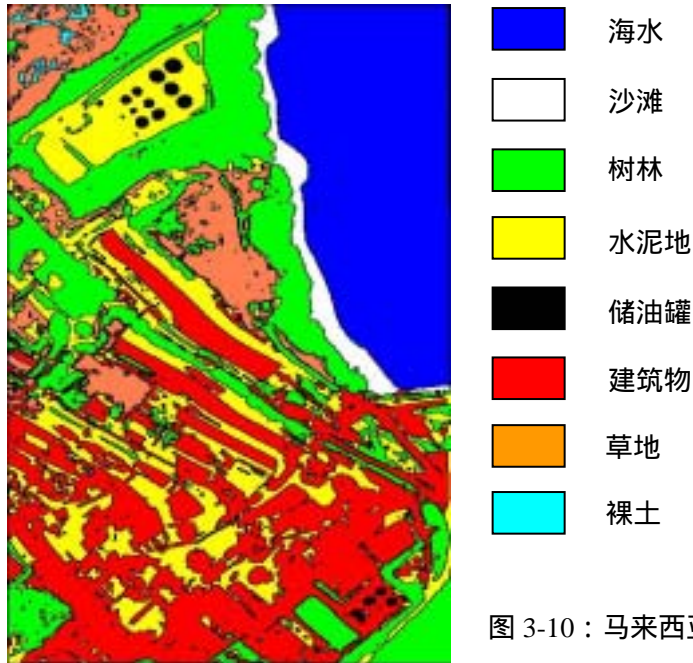


图 3-10：马来西亚海岸土地覆盖分类结果

综上所述,基于高光谱图像数据的特征优化的专家决策分类,每一步分类操作均是在地物光谱特性分析下的光谱参量设计或光谱相似度分析,而所有的决策对象均是一个非 0/1 的决策参量,专家知识最终调节参量,来决定类别的空间分布是“膨胀”还是“收缩”。实验证明,这种方法体现了高光谱数据“基于谱分析和运算”的特点,明显好于基于图像波段统计的常规分类方法。

3.2 高光谱遥感伪装探测与目标识别

3.2.1 人造伪装材料光谱特性综述

军事伪装主要是对天然植被与土壤环境的模仿。一般的人造伪装材料(Man-Made Camouflage Material)在可见光-近红外波段(400nm-1000nm)与植被和土壤的光谱极为相似。但在短波红外,由于植被复杂的生理结构,与水分含量有关的光谱吸收特征的位置和强度比较难以模仿。同时,与植被微量生化成分相关的吸收特征,在伪装材料的光谱中也难以体现。塑料树脂(Plastic Resins)常常被用来做伪装材料,但它自身的一些吸收特征往往有别于自然地物。另外,自

然植被冠层液态水吸收特征的波长变化与几何光学路径紧密相关，这也是人造植被所难以模仿的。

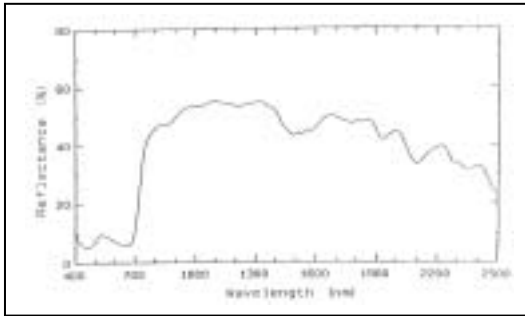


图 3-11：绿色纤维伪装材料光谱

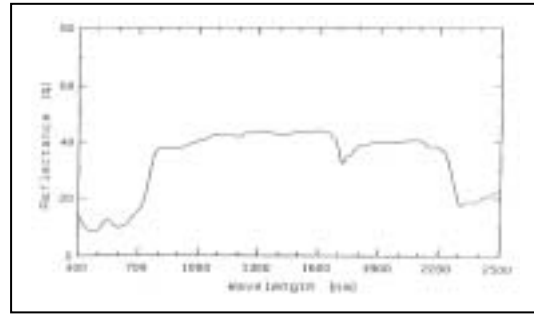


图 3-12：涂有绿色伪装材料的塑料布光谱

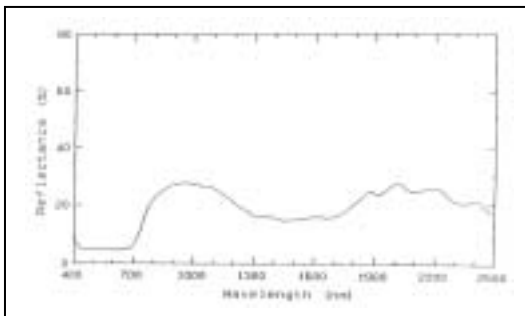


图 3-13：深绿色乙烯树脂伪装材料光谱

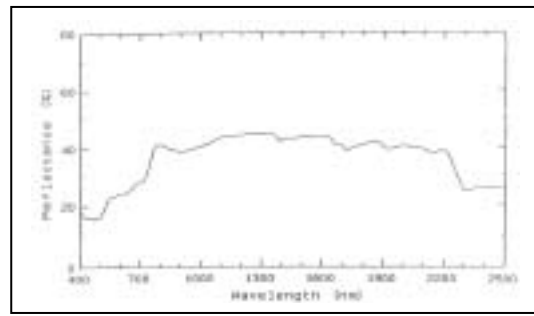


图 3-14：黄褐色军车伪装材料光谱

图 3-11 是绿色天然纤维 (Natural Fiber) 伪装材料光谱，可以看出这种绿色棉质纤维无法模拟出鲜活植被所特有的液态水吸收光谱特征，同样图 3-12 显示的绿色塑料布 (Plastic) 光谱和图 3-13 显示的深绿色乙烯树脂 (Vinyl) 光谱都缺乏水吸收特征。在图 3-14 中，尽管这种伪装色光谱与土壤的光谱非常相似，但油漆中的聚合物 (Polymer) 还是留下了一些特殊的光谱吸收特征。因此，人工模仿天然植被的光谱还是有相当难度的。

3.2.2 高光谱伪装探测

高光谱伪装探测的重点是将伪装物从复杂的背景当中提取出来，根据上一节的介绍，伪装材料与天然植被或土壤还是有光谱差异的地方，了解了这种差异存在的光谱表现及其产生机理，就可以有的放矢地监测这些特征波段或者据此构造相应的光谱特征参量。

本节将探讨利用凸面几何体 (Convex Geometry) 投影变换 (Projection) 来完成高光谱图像的伪装探测。N 维的凸面几何体是高光谱超维信息表达的一种有力工具，如图 3-15 所示，凸面几何体的每个顶点均代表一种纯地物，任何一个非纯像

元均处在凸面几何体的内部或者外表面。这种投影变换是一种正交子空间投影，它可以将像元光谱矢量投影到正交于想压抑的特征子空间上去，这样就可以根据人们的需要去突显某些特征和压抑某些特征(Bing 2002)。

利用凸面几何体投影变换进行伪装识别的一个假设就是：伪装物在像元级上是分布均匀的，因此可以作为一个纯像元对待。因为作为一个人造地物，其图案往往是在一定空间尺度上的重复，小则 1-2，大则 4-5 米。从这个意义上讲，它相对自然地物来说，光谱更“纯”，因此在复杂背景下的光谱空间上显得非常集中。

所以，高光谱图像的伪装探测首先选取特征波段，尤其是短波红外和热红外波段，组成一个特征波段集合；然后按图 3-16 所示将一些高度集群的像元通过凸面体投影突现出来，这些点就是伪装最可能存在的地方。这样图像中的可疑区域就大大缩小，便于进一步的分析和筛选。

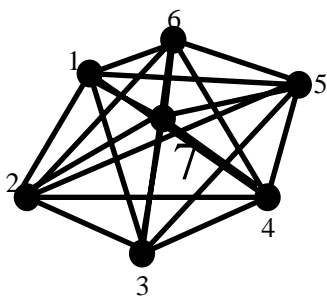


图 3-15：n-D 凸面几何体

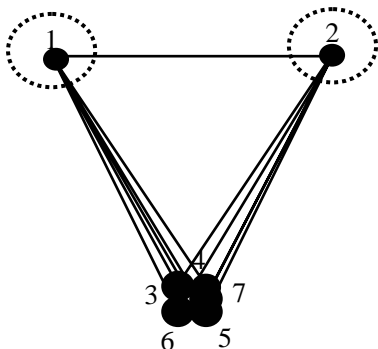


图 3-16：n-D 凸面几何体投影变换

利用凸面几何体投影变换进行材料识别的一个典型例子是对北京亚运村建材市场屋顶材料的识别。如图 3-17 左图所示，在可见光真彩色图像上，建材市场屋顶均为蓝色，没有任何区别。但经过投影变换后，如中图所示，像元光谱在空间明显分为三个集群，作用到图像上就如右图所示。经过实地调查取样，此屋顶确由三种不同材料拼成，它们分别是国产板材、南韩板材和大连浦项制铁板材。

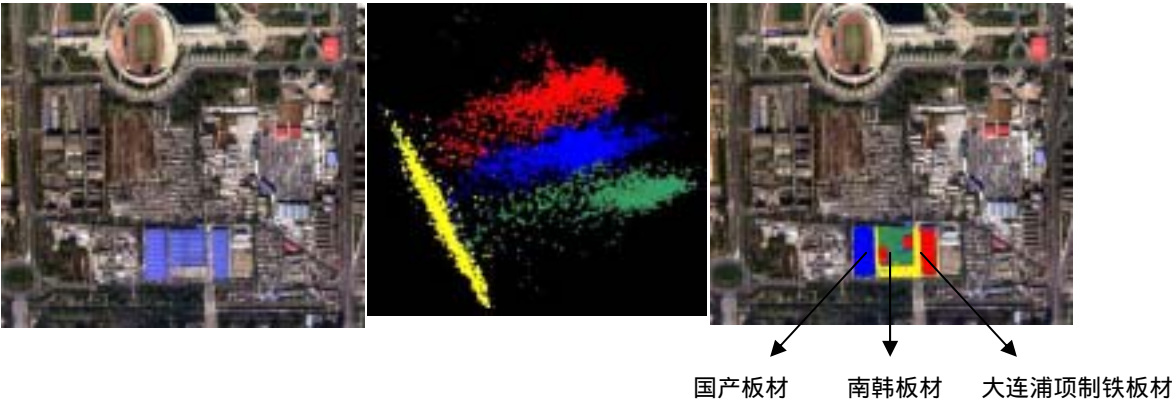


图 3-17：亚运村建材市场屋顶材料识别

表 3-1 为三种板材的物理分析结果，它们在油漆厚度、热导率上均有明显差别。表 3-2 是三种板材的辐射像元值大小，可以看出它们在可见光波段的变化趋势是一致的，而且相互之间的数值差异较小。但在短波红外、中红外和热红外波段相互之间的差异明显增大。

表 3-1：三种板材的物理特性

板材类型	油漆涂面	油漆厚度	热导率 (W/m ² C)	材质描述
国产板材	兰色面 (上面)	30μm	1.626	镀锌板
	灰色面 (下面)	25μm		
南韩板材	兰色面 (上面)	50μm	1.632	镀锌板
	灰色面 (下面)	30μm	1.532	
大连浦项制铁板材	兰色面 (上面)	80μm	1.862	镀铝、锌板
	灰色面 (下面)	30μm	1.537	

表 3-2：三种板材的像元辐射值

波长 (nm) 板材类型	498	553	600	1004	1650	2215	4000	10250
	B	G	R	NIR	SWIR	SWIR	MIR	TIR
国产板材	1291	1499	1784	1024	915	914	238	1098
南韩板材	1211	1353	1871	690	483	380	139	1707
大连浦项制铁板材	1258	1447	2333	945	1260	1258	446	1354

3.2.3 高光谱目标识别

高光谱遥感从其起步到现如今的技术发展都具有浓厚的军事应用背景，正是人们看重了高光谱遥感在军事伪装探测和目标识别方面的巨大潜力。在这方面一个典型的事例就是美国海军的 **HRST** (**Navy Hyperspectral Remote Sensing Technology Program**) 高光谱遥感技术发展计划，该计划主要包含两项任务：一是研制 **NEMO** 卫星 (**Naval EarthMap Observer Satellite**)，该卫星上装载一个高光谱成像仪 **COIS** 系统 (**Coastal Ocean Imaging Spectrometer**)，它具有 210 个光谱通道。二是发展一套基于星上处理器的 **ORASIS** 系统 (**Optical Real-time Adaptive Spectral Identification System**)，该数据处理系统研制的其中两个重要指标，一是在不提供任何先验知识情况下，从任意区域的高光谱图像中自动识别最终光谱单元 (**endmembers**)；二是星上光谱图像分类与混合像元分解，并实时进行数据下传 (**real-time tactical downlink**)，从而使系统具有对无任何知识背景、地球上任意地区的高光谱图像实时自动处理与目标识别能力，以保障下传信息能够及时满足美国海军实战的需要。

高光谱图像目标识别与高光谱图像分类的最大不同就在于，无论是监督分类还是非监督分类，类别的样本光谱均来源于图像自身。如非监督分类，事先需要假定图像区域内类别可能存在的数量，然后基于数学模型，在像元光谱空间完成一种理想的区域划分。而监督分类就需要一定的先验知识，确认待分类别并从图像中提取样本光谱，分类集合（类集）是固定的，类集中各地物光谱的准备也是有针对性的，并且分类的重点是将类别与其它地物相区分。而目标识别是一种对特定对象的搜索，其结果可能是“有”，也可能是“没有”，所以其光谱匹配样本不能来自图像自身。高光谱图像目标识别的实质上就是光谱识别（Spectrum Identification），光谱识别可以概括为确定某一未知光谱属于某一种已知光谱的确认概率（Certainty Probability），本文将这种识别模式称为特征确认概率分析（Certainty Probability of Feature, CPF）。确认概率就是要量测两条光谱之间若干特征（Features）或规则（Rules）的满足数量。根据每个特征的重要性和排他性，每个特征可赋予不同的权重（Weight），权重值的变化从 0（完全不满足）到 1（完全满足）。例如，一个已知光谱具有三个特征，分别被赋予 1.0，0.7 和 0.2。如果一个未知光谱只具有其中两个特征（权重分别为 0.7 和 0.2），则：

$$\begin{aligned}\text{确认概率} &= \text{满足规则的权重} / \text{所有规则的权重} \\ &= (0.7 + 0.2) / (1.0 + 0.7 + 0.2) \\ &= 0.47\end{aligned}$$

光谱识别要求地物具有排它性的光谱特征(Piech 1987, Ormsby 1992)，并且这种特征在经过遥感信息在空间的传输后能被图像信号所保留。因此目标识别中两个最重要的环节，一是目标标准光谱数据库的建立，二是高光谱图像的定量化处理。由于目标识别是建立在目标光谱库基础上的，相对稳定的地物，如人工地物和自然界中矿物等，有利于目标识别。而植被的直接识别一直是一个难点，就在于它的高动态性，严格来说是一天一个样。同时其差异性也很大，既有同类不同品种的差别，也有同品种不同种植环境下引起的个体差异，这就是为什么世界上植被光谱库没有象矿物光谱库那样得到普遍推广和应用的一个重要原因。本文在矿物的目标识别方面作了一些尝试，图 3-18 分别显示了石英、高岭石、伊利石、绿泥石、方解石、明矾石的去包络线光谱。去包络线处理可以消除反射率转换中的误差，同时也突出了目标的特征，尤其对矿物识别来说，突显其吸收特征是非常重要的(Collins 1982, Smith 1985, Satoshi 1994)。本文使用了 AVIRIS 的短波红外

数据（图 3-19），研究区位于美国内华达与加利福尼亚交界的死谷（Death Valley）地区，基于特征确认概率分析完成了高岭石和明矾石的识别。

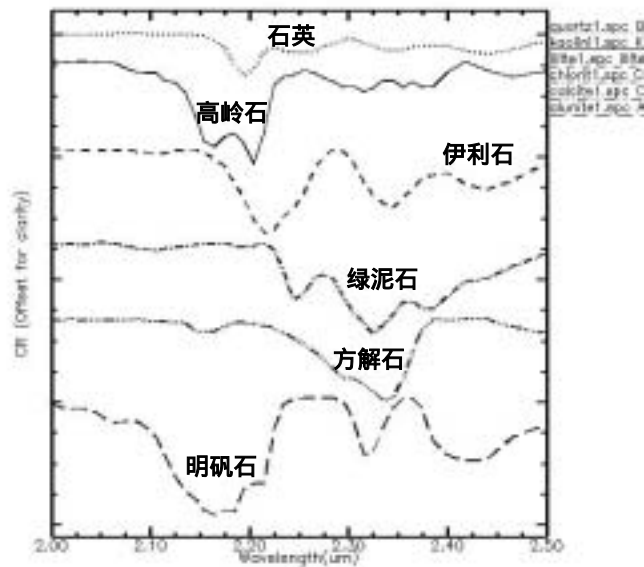


图 3-18：可用于矿物识别的吸收光谱特征



图 3-19：AVIRIS 短波红外图像数据

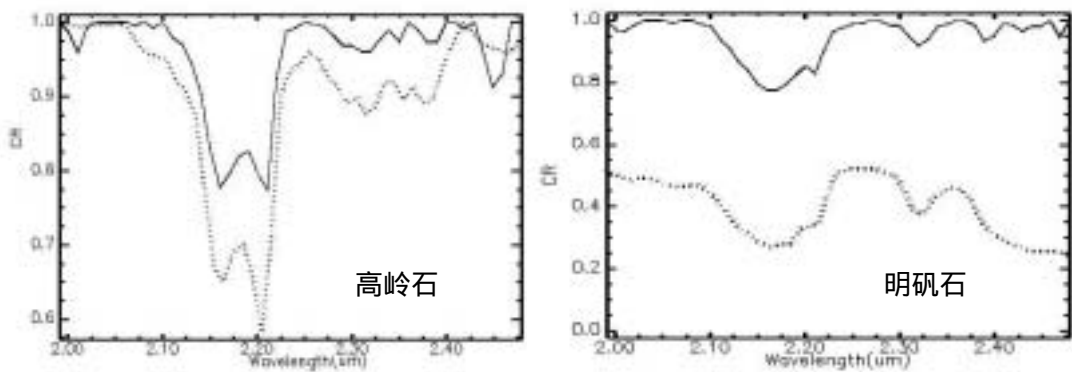


图 3-20：去包络线（CR）后数据库光谱（虚线）与图像光谱（实线）的比较

首先将反射率图像转化为去包络线图像,如图 3-20 所示,实线为从图像中提取的曲线,虚线为从 USGS 光谱库中提取的对应标准矿物光谱曲线。如前所述,目标的确认概率是有多个特征的满足程度决定的,在图 3-20 中高岭石矿物的最明显的双吸收特征,即在 $2.16\mu\text{m}$ 的弱吸收和在 $2.20\mu\text{m}$ 处的强吸收特性 (Hunt and Salisbury 1970, Van der Marel and Beutelspacher 1976)。在反射率图像数据中,由于强度信息的不确定性,吸收强度信息慎用,因此其双吸收特征量化如下:

$$\{\rho_{(\lambda=2.19\mu\text{m})} > \rho_{(\lambda=2.16\mu\text{m})}\} \quad \{\rho_{(\lambda=2.19\mu\text{m})} > \rho_{(\lambda=2.20\mu\text{m})}\} \quad \{\rho_{(\lambda=2.2\mu\text{m})} > \rho_{(\lambda=2.16\mu\text{m})}\}, \text{ 权重 } \delta = 1$$

在 2.315 处的吸收特征可以用吸收深度表示,两吸收肩点($\rho_{(\lambda_1=2.255\mu\text{m})} = 0.956\mu\text{m}$, $\rho_{(\lambda_2=2.345\mu\text{m})} = 0.910\mu\text{m}$)构成的非吸收基线方程为:

$$(0.956 - y) / (0.956 - 0.910) = (x - 2.255) / (2.345 - 2.255)$$

$$\text{则 } y = -0.51x + 2.1$$

$$\text{吸收深度 } H = -0.51 \times 2.315 + 2.1 - 0.868 = 0.052$$

$$\text{则 } H \in [0.042, 0.062], \text{ 权重 } \delta = 0.8$$

明矾石在 $2.17\mu\text{m}$ 处有一宽吸收特征,其特征量化可以用吸收面积 ω_1 表示:

$$\omega = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} (1 - \rho(\lambda)) d\lambda \quad (3.12)$$

本文设定 $\lambda_1 = 2.11\mu\text{m}$, $\lambda_2 = 2.22\mu\text{m}$, $\omega_1 > 2.2$, 权重 $\delta = 0.6$

明矾石在 $2.32\mu\text{m}$ 处有一窄吸收特性,其特征量化 ω_2 为:

$$\omega = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} (1 - \rho(\lambda)) d\lambda \quad (3.13)$$

本文设定 $\lambda_1 = 2.29\mu\text{m}$, $\lambda_2 = 2.34\mu\text{m}$, $\omega_2 > 0.3$, 权重 $\delta = 0.6$

以上权重的付值要充分考虑数据库中样本的数值统计以及样本的代表性,需要一定的专家知识。

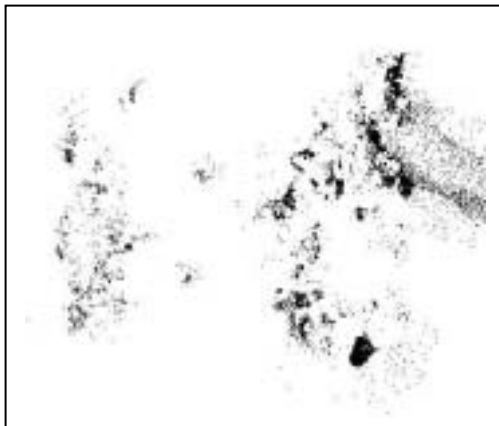


图 3-21: 高岭石矿物分布



图 3-22: 明矾石矿物分布

通过特征确认概率分析,完成了如图 3-21 和图 3-22 所示的高岭石与明矾石矿物识别与填图。在以上方案中,光谱特征的提取和规则的建立是最关键的环节,需要在光谱数据库的支持下开展大量的研究工作。光谱识别始终是个复杂的问题,其中三个最大的难点在于:(1)地物在复杂环境中的光谱不确定性(Spectral Variability);(2)光谱识别需要很高信噪比(Signal-to-Noise)的高光谱图像;(3)混合像元问题(Spectral Mixture)。为此,美国军方专门设立了针对人工目标的高光谱图像识别研究项目——基于知识的光谱识别原型系统(Prototype Knowledge-Based Spectrum Identification)。未来高光谱目标识别的发展方向将是在研究大量自然和人工地物光谱的基础上,建立一种光谱特征参量化的自适应模型,对任何一种光谱数据的输入,均能针对其典型特征自动快速构造一种特征光谱参量,这种光谱参量能够满足目标识别的要求。在此基础上建立目标光谱特征库,对任何输入光谱数据实现快速自动识别。

3.3 专题信息与图像数据的综合表达

经过高光谱图像分类并结合地面调查产生的专题图是一种综合了的信息,作为一种常常以矢量形式表达的图件,它同时也损失了大部分的影像特征细节。如果将影像的细节与专题分类信息结合起来将有利于对专题信息的理解。因为专题图由影像分类产生,与影像是精确配准的,可以直接进行信息融合。专题图一般由 GIS 系统生成,在 GIS 系统中专题信息可以分层表示,有利于根据信息的重要程度分别进行复合叠加。

可以将专题信息分成多边形边界信息,填充信息和注记信息。边界信息为线条,注记信息为文字和符号,这两种信息可以直接叠加在复合结果图上。通常专题图以不同的颜色表示不同的类别,颜色信息中包含了类别信息。融合过程首先是对 RGB 彩色专题图进行颜色空间变换,将 RGB 转换为 IHS(色调、亮度、饱和度),其中色调和饱和度包含图像的颜色信息。然后,提取高光谱影像的空间信息。可以选取一些波段进行主成份变换,将第一主成份经过适当的拉伸和直方图匹配后作为复合影像的亮度信息,再进行 IHS 到 RGB 的变换,生成的结果图像融合了遥感影像的空间细节信息和专题分类的图斑信息,是一种较好的信息表达方式。图 3-10 显示的北京市部分市区土地利用与 PHI 高光谱图像复合影像,经过了十七条

带航空扫描图像的几何校正，数字镶嵌，信息提取。最后与土地利用分类及矢量数据进行复合、分层叠加而成。



图 3-23 显示的北京市部分市区土地利用与 PHI 高光谱图像复合影像

3.4 小结

本章在介绍和分析了传统遥感图像分类方法的一些不足之处，提出了面向高光谱数据的特征优化的专家决策分类。这种方法最重要的两个原则，一是基于待分类别的光谱特征优化与参量化原则，二是类别判定中的模糊定义与专家决策原则。基于这种方法本文完成了日本南牧农作物精细分类和马来西亚凌家卫海岸土地覆盖分类。

高光谱遥感技术与军事应用始终密不可分，本文通过几种军事伪装材料的光谱对比说明在可见光-近红外波段（400nm-1000nm），人造伪装材料可以制做的与植被的光谱极为相似。但在短波红外，由于植被复杂的生理结构，与水分含量有关的光谱吸收特征的位置和强度比较难以模仿。同时，与植被微量生化成分相关的吸收特征，在伪装材料的光谱中也难以体现。

本文将凸面几何体投影变换技术用在了高光谱图像的伪装探测方面，揭示了

亚运村建材市场屋顶由三种不同金属材料材料制成。

在目标识别方面,本文利用特征确认概率分析(CPF)方法,成功地在 AVIRIS 图像上识别出高岭石与明矾石的分布区域。

为便于图像分类结果的可视化表达,本文提出了遥感专题影像图的制作方法。它将影像的细节与专题分类信息通过纹理与色彩的有效结合而融合在一起,这样在一张图上就拥有了更大的信息量,并切便于分类效果的验证。

第四章 时间信息辅助下的高光谱植被遥感

4.1 植被的光谱特性

植被对电磁波的响应，即植被的光谱反射或发射特性是由其化学和形态学特征决定的，而这种特征与植被的发育、健康状况以及生长条件密切相关(Boochs,1990)。植被具有独特的叶片结构(Leaf Structure)，如图4-1所示，它主要包括四层物质：A.植物上皮组织(Upper Leaf Cuticle)；B.栅栏叶肉细胞(Palisade Mesophyll Cell)，它包含大部分叶绿素；C.海绵状叶肉细胞(Spongy Mesophyll Cells)，它带有大面积的细胞壁；D.有叶孔的下皮组织(Lower Cuticle)。

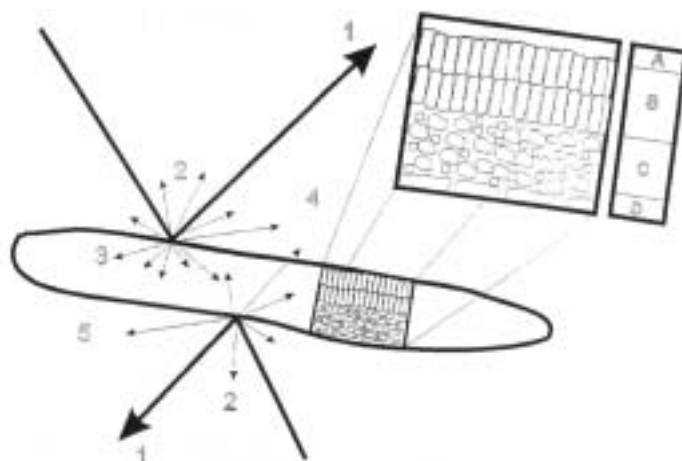


图 4-1：植被的叶片结构

如图4-1所示，光子与叶片的相互作用包括5种作用：(1)叶片光谱反射；(2)叶片的漫反射；(3)光合作用下的光能吸收；(4)来自叶片背面的透射光；(5)叶片背面的反射和散射光，它增加了叶片的透光率(Transmittance)。在植被这种独特的生理结构和与电磁波的相互作用下，植被具有了独特的光谱反射曲线(Horler, 1983)。高光谱分辨率超多波段的成像光谱数据就成为对地表植被进行观测的强有力工具，与常规遥感手段相比，在植被信息反演的深度和广度方面都有很大提高。成像光谱仪所获取的地物连续光谱比较真实全面地反映自然界各种植被所固有的光谱特性及其间的差异性，从而可以大大提高植被遥感分类的精细程度和准确性，使得成像光谱图像数据与光谱仪地面实测光谱曲线数据之间的直接匹配成为可能。高光谱分辨率的植被图像数据将对传统的植被指数运算予以改进，大大提高植被指数所能反演的信息量。使人们可以直接获取植被一些诸如植被叶面积指数、生物量、光合有效吸收系数等植被生物物理参量(Kokaly,2001)。

超多波段图象数据使得根据混合光谱模型进行混合象元分解的能力得到提高，减少土壤等植被生长背景地物的影响，从而获取最终光谱单元(Endmember)的真实光谱特性曲线数据。基于高光谱分辨率的光谱吸收特征信息提取也可以完成部分植被生物化学成分定量填图。例如植被冠层在 1660nm 处的吸收光谱与在木质素中富集的非饱和 C=O 键有关，而植被冠层中木质素含量多少将直接影响自然界每年氮的矿化量和氮循环状况(Wessman, 1988)。目前，对植被干物质和水份含量的成象光谱数据反演可以做得很精确(Baret, F. 1995)。

对植被光谱特征的影响因素可概括为以下几个方面：

- (1) 与矿物不同，植被是由有限的一些光谱敏感成份所组成。(植被中所含有的对光谱差异敏感组织十分有限)；
- (2) 这些植被组成部分的相对含量，包括水份，是植被自身生长及其环境变化的指示性标准；
- (3) 植被的外形结构对其反射光谱特征有强烈的影响；
- (4) 植被的光谱特征与光谱测量的空间尺度有很大的关系；
- (5) 植被可见光和近红外 (350 - 800nm) 反射光谱特性差异主要来源于植物体内叶绿素和其它色素成份；
- (6) 植被近红外 (800 - 1000nm) 反射光谱特性差异主要来源于植物细胞组织散射
- (7) 植被短波红外 (1000 - 2500nm) 光谱特性主要由植物细胞组织内的液态水吸收决定；
- (8) 植被短波红外 (800 - 2500nm) 光谱的其它影响因子还包括与淀粉(Starches)、蛋白质(Proteins)、油质(Oils)、糖(Sugars)、本质素(Lignin)和纤维素(Cellulose)有关的 C - H、N - H 和 CH₂；
- (9) 就单一植被叶片光谱而言，它们均具有非常相似的光谱吸收特征，但却具有不同的吸收深度。

基于以上认识，前人在高光谱植被遥感方面做了大量的工作，其中植被的“红边”反射成为地球植被遥感关注的一个焦点(Miller, J. R. 1990)。早在 1978 年，Collins 就提出“红边”向长波方向的位移反映了植被叶绿素浓度的增加，这是因为伴随叶绿素的增加，植被光学作用增强，从而需要消耗更多的长波光光子。1983 年，Horler et al. (1983a, b, c) 又通过实验室研究认为红边(680-800nm)可作为植被压抑的光谱指示波段区。在此近红外光谱区间 Hare et al. (1984a, b) 和 Miller

et al. (1985)

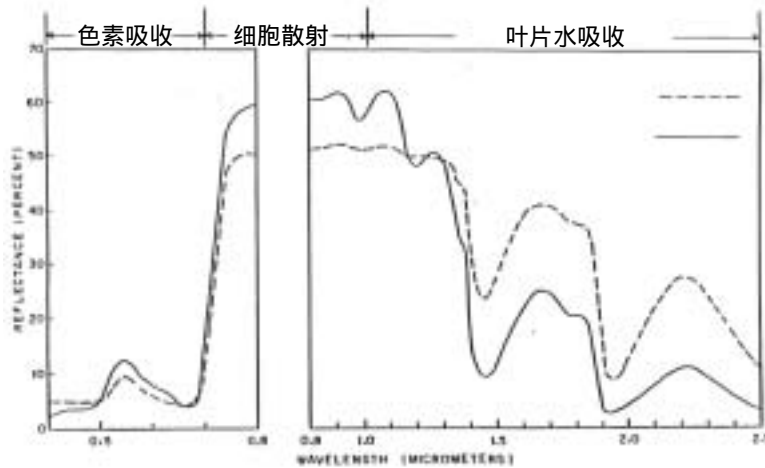


图 4-2：植被的主要光谱特性

提出可以将红边反射波形（670-800nm）用倒高斯模型(IG)来定量描述：

$$R(\lambda) = R_s - (R_s - R_o) \exp\left(\frac{-(\lambda_o - \lambda)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.1)$$

其中： R_s 代表最大光谱反射值

R_o 代表最小光谱反射值

λ_o 是最大吸收波长

$R(\lambda)$ 是在 λ 波长处的反射率值

σ 是高斯方程偏差参数

如图 4-2 所示，鲜活植被在 680nm 波长附近，有一个最明显的光谱吸收特征，之后光谱反射率急剧抬升形成植被红边。在倒高斯模型中， R_s 、 R_o 、 λ_o 、 σ 四个参量可以用来量化植被红边的反射率变化或者模拟整条红边反射率曲线（Miller，1990）。



图 4-3：植被的红边位移

如图 4-3 所示, 植被红边向长波方向的位移反映了植被光合作用的增强, 是植被活力的表现。反之, 红边向短波方向位移引起光谱吸收深度的减少, 往往代表了植被光合作用的减弱 (D. N. H. Horler, 1983)。引起红边位移的最直接因素主要有两个: 一是像元尺度上叶绿素含量的变化; 二是某种因素破坏了植被体内的叶绿素膜结构。造成第一种情况的原因包括: (1) 植物体内叶绿素浓度的变化; (2) 植物冠层结构的变化; (3) 植被枝干结构的变化; (4) 植被覆盖的变化。而这些情况的产生可能是植被生长过程中的自然变化或反映, 也可能与植被营养与病虫害有关。

高光谱遥感技术在植被研究方面已经取得了很大的进展, 成功地应用于作物类型与品种的识别、干旱地区的植被种类识别、植物群落识别、植株生化含量定量监测、木材蓄积量测算、作物生产量、植被的环境压迫等方面。

在基于模型的植被光谱分析方面, 主要适用于矿物光谱分析的光谱吸收特征曲线匹配技术在植被叶绿素和水份探测、从残余 (非主份) 光谱提取微量成份信息 (如纤维素) 等方面都取得了一定进展。在基于模型的植被测量化学领域, 基于模型的植被光谱分析被用在了植物冠层生物化学监测, 但这种方法需要许多飞行同步时的特征地面采样样本。在植被的几何光学模型方面, 人们已经开展了植被植株光学模拟研究。图像光谱作为阳光照射到的和被阴影覆盖的植被, 以及阳光照射下的和阴影覆盖的背景之间的混合作物也被模型化了。几何光学模型还可以推论出平均冠层大小, 而此参量与株干直径以及木材蓄积量有关。但是基于模型的方法也有其一定的局限性, 一是它通常需要大量的地面和实验室测量工作, 二是通常只适用于特殊季节, 三是通常只适用于某些植被群体或群体中的某些部分。

植被高光谱遥感有其一定的难度, 这些难度主要体现在以下几个方面:

- (1) 影响植被光谱的众多因素使得建立植被标准数据库非常困难
- (2) 植被类型内部存在大量的种内差异
- (3) 植被生态对季节与气候有强烈的依附性
- (4) 植被光谱的尺度效应
- (5) 植被光谱对观测角度和光照条件的依赖。

4.2 植被光谱分析

4.2.1 植被光谱分析模型

人们为了进行光谱分析和更全面精确评价植被叶面的光学特性，发展了一系列的植被光谱分析模型（Model-based Analysis of Vegetation Spectra）。它们可以被概括为四大类：

（1）植被吸收特征的波形匹配

吸收特征的波形匹配（Curve-fitting）最常见的是用在矿物光谱分析上，在植被叶绿素(Chlorophyll)和水份(Water)的吸收特征分析中有一定作用，再就是一些残留光谱(Residual Spectrum)对微量成分，如纤维素的反映。

（2）基于回归分析的化学统计

基于回归分析的化学统计(Regression-based Chemometrics)通常用在植被冠层的生物化学探测方面，如本质素、纤维素、氮含量等，这种分析需要规划非常好的飞行同步地面采样工作。

（3）几何光学模型

几何光学模型(Geometric Optics)是将植被冠层均看成是类似树冠的结构，图像光谱被模型化为照射到的冠层与阴影下的冠层，和照射到的背景与阴影下的背景的混合。从模型中可以提取出平均的冠层大小，从而进一步推论出树干的直径和木材蓄积量。

在光学模型方面，还有 Allen (1969)基于 Kubelka-Munk 理论的“平板”模型。Yamada 和 Fujimura(1990)改进了 K-M 理论，把植物叶子分为四层建立模型。Jacquemoud 和 Baret(1992)改进“平板”模型，发展了一般性叶片辐射传输模型 PROSPECT 模型，并成功应用于甜菜反射光谱定标和生物物理参量提取 (Jacquemoud, 1995)。PROSPECT 只需要三个参数：结构指数 N ，叶绿素浓度 Cab 和植物含水量 Cw ，就可以模拟计算 450-2500nm 的反射率 R ，它的一般形式是：

$$R = [1 - tar(\alpha, n)] + \frac{tar(90, n)tar(d, n)\theta^2[n^2 - tar(90, n)]}{n^4 - \theta^2[n^2 - tar(90, n)]^2} \quad (4.2)$$

其中 α 是最大入射角

n 是折射率

θ 是“平板”的透过系数

$tar(\alpha, n)$ 是表面平均透过率

系数 θ 是吸收系数 K 的关系如下：

$$\theta = (1-k)e^{-k} - k^2 \int_k^{\infty} x^{-1} e^{-x} dx \quad (4.3)$$

光谱吸收系数是植物叶中不同生物化学成份含量 (C_i) 与每种成份吸收系数 (K_i) 的代数和：

$$k(\lambda) = \sum k_i(\lambda) C_i \quad (4.4)$$

(4) 统计分类模型

统计分类模型 (Statistical Classification) 可用于植被的监督 (Supervised) 和非监督 (Unsupervised) 分类, 并常常与植被光谱库结合来确定植被种类。

4.2.2 植被光学路径与植被光谱

Bouguer-Beer 定律是许多光谱测量技术的理论基础,

太阳辐射 S_0 透过植被后为

$$S = S_0 e^{-\varepsilon(\lambda) b(\lambda) c} \quad (4.5)$$

$$\text{光传导率 } R(\lambda) = S/S_0 \quad (4.6)$$

$$\text{则, } \ln R(\lambda) = -\varepsilon(\lambda) b(\lambda) c \quad (4.7)$$

其中,

$R(\lambda)$ 是光传导率

$A(\lambda)$ 是光吸收率

$\varepsilon(\lambda)$ 是光吸收路径

$b(\lambda)$ 是物质吸收系数

c 是吸收物质浓度

因此,

$$\text{吸收物质浓度 } c = -\ln R(\lambda) / \varepsilon(\lambda) b(\lambda) \quad (4.8)$$

光传导率 $R(\lambda)$ 与植被的反射率紧密相关, 它们均与光吸收路径有关。所以从理论上讲, 不同叶片层数与植被的反射光谱是相关联的。图 4-3 显示将同一种叶片按不同层叠加, 其光谱上的差异, 这里既有光学路径的差异也有水分总量的差异。

图 4-4 显示,在水分总量相同条件下,只增加光学路径,即叶片层数条件下的光谱变化。

4.2.3 植被光谱的尺度效应

由于植被特殊的物理结构,与其它地物相比,植被光谱具有更加明显的尺度效应。在不同的尺度上,光谱所反映的植被理化学性质有很大的差异 (Tanre 1979,),作为高光谱植被定量遥感来说,对这种差异和影响因素的了解和掌握是十分必要的。

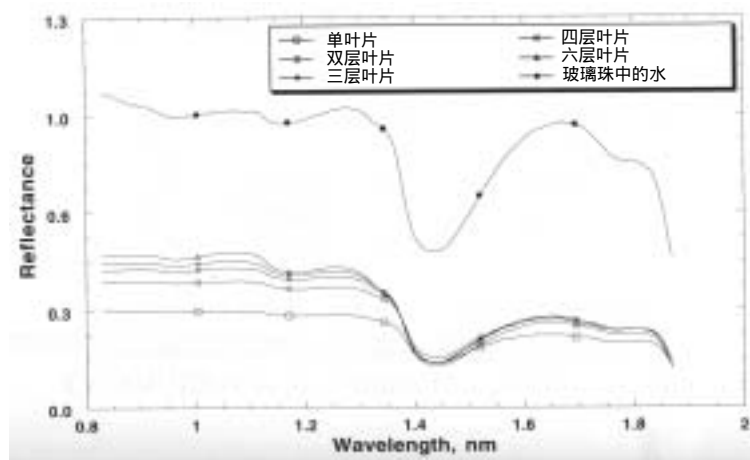


图 4-4：不同层数叶片叠加后光谱特性

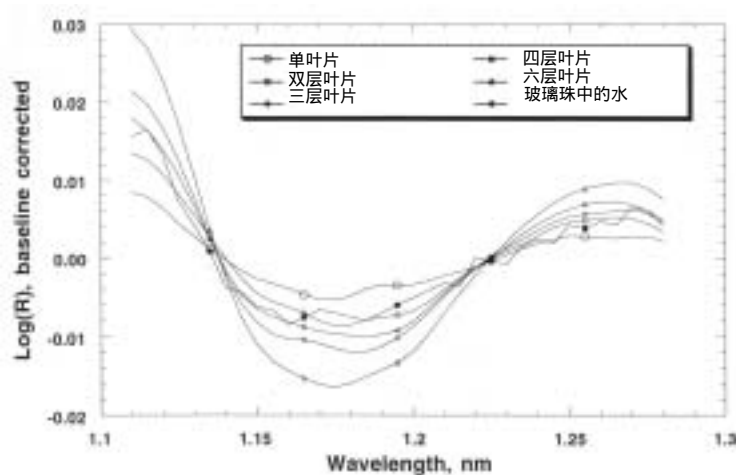


图 4-5：相同水分含量下,不同层数叶片叠加后光谱特性

(1) 对任意尺度观测都很重要的影响因素: 遥感器或光谱仪观测角度、光源

的角度及其光谱特性；

- (2) 在叶片/针叶尺度 (Leaf/Needle Scale) 上, 对光谱的影响因素主要是植被的相对生物化学丰度和其细胞组织结构；
- (3) 在枝干尺度上 (Branch Scale), 对光谱的影响因素主要是叶片/针叶尺度反射、叶片/针叶角分布、叶片/针叶形状和密度；
- (4) 在植物冠层尺度上 (Crown Scale), 对光谱的影响因素主要包括枝干尺度反射、枝干角分布、冠层几何形态、枝干几何形态和密度、背景反射；
- (5) 在植株尺度 (Canopy Scale), 对光谱的影响因素主要包括冠层尺度反射率、冠层密度和背景反射率 (土壤、土壤下层、杂质等)。

在不同尺度下, 从植被光谱中能反映出的植被信息内容概括如下：

- (1) 在叶面/针叶尺度下的光谱可以反演植被的叶龄、水份和营养的变化、其它环境压抑的证据 (生物的和非生物的) 等；
- (2) 在枝干尺度下的光谱能够反演枝干尺度结构 (与植被种类差异有关) 环境压抑的证据等；
- (3) 在冠层尺度下的光谱能够反演植被的生长阶段、冠层尺度下的结构 (与植被种类差异有关) 环境压抑的证据等；
- (4) 在植株尺度下的光谱能够反演植被的大小分布、植株整体结构 (对应于种类集分) 等。

反过来讲, 植被在水平和垂直两方向上的空间差异也对一定空间分辨率下的植被光谱产生重要影响。图 4-6 显示植被的高低直接对地面阴影的面积大小产生影响, 从而在遥感图像上留下一些“黑洞 (Holes)”。

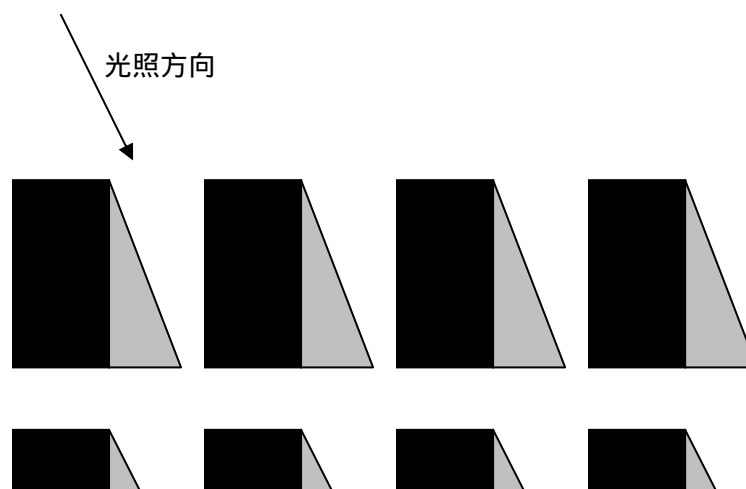


图 4-6：植被高度与光照条件的关系

另外遥感器观测角度与入射光角度的关系，前向散射(Forward Scatter)或后向散射(Back Scatter)，对遥感图像也有巨大影响(Hapke 1981)。

阴影遮挡下的冠层数量在空间上的变化无疑是冠层大小的一个重要指示。而冠层大小常用来估算林木的直径，这在林业管理上有很应用价值。图 4-7(A)、图 4-7(B)显示了不同植被冠层大小下的林地空隙变化。

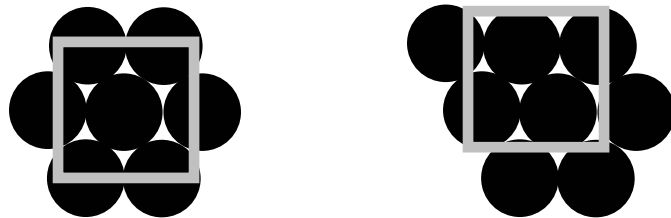


图 4-7(A)：植被冠层大小与植被间空隙的关系

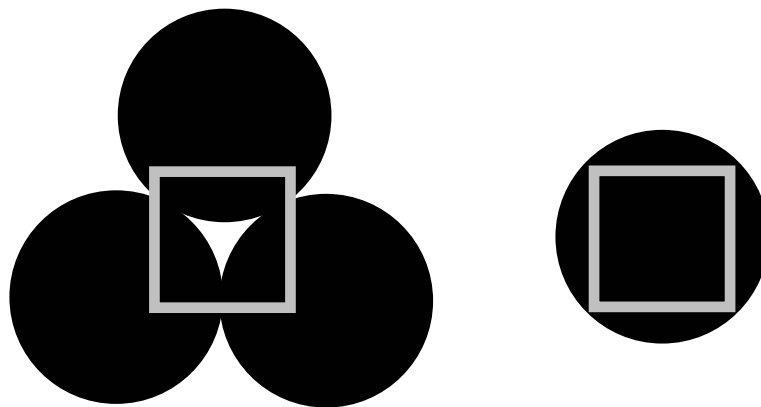


图 4-7(B)：植被冠层大小与植被间空隙的关系

4.3 高光谱植被指数构建

植被指数作为一种简单而有效的参量，在资源环境遥感中有着广泛的实际应用 (Takako 1997)。植被指数(VI)是基于植物叶绿素在 $0.69\mu\text{m}$ 的强吸收特征，通过红外与近红外波段比值或线形组合实现对植被状态信息的表达。植被指数可以用于诊断植被一系列生物物理参量：叶面积指数(LAI)、植被覆盖度、生物量、光合有效辐射吸收系数 APAR 等(Buret 1991, Chappelle 1992, Borel 1994, Elvidge 1985, Filella 1995, Gilabert 1996, Gitelson 1996 1997, Blackburn 1999)。而各种植被指数的建立由于受大气效应、土壤背景影响、仪器定标、植被本身光化学变化等内外

在因素影响，往往具有地域性和时效性。常规多光谱植被指数通常表达为近红外波段与可见光红波段的差值和比值组合(Iisaka 1981,Young 1990, Chen 1996, Demarez 1999, Xia 2002)，例如，

$$\text{权重差值植被指数 } W N V I = p n i r - a p r e d, (C l v e r, 1986), \quad (4.9)$$

$$\text{归一化植被指数 } N D V I = (p n i r - p r) / (p n i r + p r) (T u c k e r \quad 1979), \quad (4.10)$$

等等。

对于高光谱分辨率数据来说，可见近红外植被光谱可以被看作是一个梯级函数，来表达植被反射率在 $\lambda = \lambda_0 = 0.7 \mu m$ 处的突然递增，归一化植被指数 $N D V I$ 可表达为：

$$N D V I = \frac{R(\lambda_0 + \Delta\lambda) - R(\lambda_0 - \Delta\lambda)}{R(\lambda_0 + \Delta\lambda) + R(\lambda_0 - \Delta\lambda)} \quad (4.11)$$

实际上植被光谱随波长变化是连续的过程，将 $N D V I$ 这种离散形式变为连续的形式，在 $\Delta\lambda \rightarrow 0$ 极限时

$$N D V I = \frac{1}{2R(\lambda)} \cdot \frac{dR}{d\lambda} \quad (4.12)$$

同样其它形式的植被指数也可变为连续的形式，即光谱导数与一系数的乘积：

$$\text{垂直植被指数 } P V I = \frac{1}{\sqrt{a^2 - 1}} \frac{dR}{d\lambda} \quad (4.13)$$

$$\text{权重差值植被指数 } W D V I = \frac{dR}{d\lambda} \quad (4.14)$$

$$\text{土壤修正植被指数 } S A V I = \frac{dR}{d\lambda} \left\{ \frac{1+L}{2R(\lambda)+L} \right\} \quad (4.15)$$

$$\text{转换土壤修正植被指数 } T S A V I = \frac{dR}{d\lambda} \left\{ \frac{a}{(1+a)R(\lambda) - ab + X(1+a^2)} \right\} \quad (4.16)$$

$$\text{全球环境监测植被指数 } G E M I = \frac{dR^2}{d\lambda} \left\{ \frac{2}{[2R(\lambda)+0.5]} \right\} \quad (4.17)$$

$$\text{大气残差植被指数 } A R V I = \frac{d^2R}{d\lambda^2} \left\{ \frac{1}{2R(\lambda)} \right\} \quad (4.18)$$

$$\text{土壤纠正大气残差植被指数 } S A R V I = \frac{d^2R}{d\lambda^2} \left\{ \frac{1+L}{2R(\lambda)+L} \right\} \quad (4.19)$$

4.4 多时相指数图像立方体

高光谱遥感数据是一种多维信息图像，包含了丰富的空间和光谱信息，如何表达这些信息，是高光谱应用中的一个重要问题。人的视觉是人获得信息的主要手段，人眼对图像的细节分辨能力以及对图像的总体特征的概括能力是目前任何计算机难以达到的。因此尽管在计算机技术如此发达的今天，仍然应当重视人的目视判读在图像分析中的作用。成像光谱图像的可视化研究及表达技术在所有的成像光谱图像处理软件中都占有相当重要的地位。

通常的图像显示方法只能表达二维信息。不适合于表达多维甚至高维的成像光谱信息。利用彩色合成的方法也只能同时表达三个波段的图像信息。三个波段的彩色合成图像适合于表达某些专题信息，不能够表达成像光谱图像中十分重要的光谱信息。为了同时表达图像及光谱信息，我们必须增加显示空间的维数。当然，在实际环境中我们只有二维的显示设备，为此需要利用人眼的特性，将三维的图形图像信息通过视图变换的方法显示到二维设备上，以达到三维的视觉效果。

任何遥感数据都可以由一个图像立方体来表达（见图 4-8），其中 X-Y 平面表示图像上每个像元的地理坐标及它们的空间位置关系，S 轴表示光谱通道或波长，它反映了像元所对应的地面目标物的特征信息。

如果我们分析一个特定地区植被的动态变化情况，一个简捷的途径就是获取该地区的多时相遥感数据，这些数据可以由一个图像立方体链表达（见图 4-9），链中每个图像立方体代表某一特定时期的遥感信息。尤其重要的是，从图像立方体中可以得到每个像元的光谱曲线，该曲线包含着目标物在像元尺度上的全部密码，当这条曲线（事实上是一系列数据点）被压缩为某个植被指数，图像立方体链就相应地简化为新的三维数据结构，即多时相指数图像立方体（Multi-temporal Indices Image Cube, MIIC）（见图 4-10），其中 X-Y 平面代表像元的地理坐标，T 是时间维。依次类推，三维光谱曲面又可以简化为二维曲线（见图 4-11）。这样，一种地物的动态分析就可简化为利用多时相指数图像立方体（MIIC）进行时间谱分析，从任何一个像元点提取的曲线代表了一种物理量随时间的变化轨迹（Bing, 2001）。在高光谱图像立方体分析中所使用的光谱分析模型和手段，在基于 MIIC 的分析中均可使用。

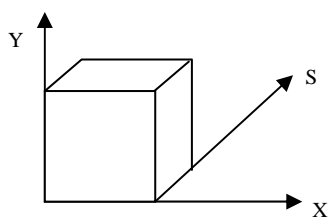


图 4-8: 高光谱图像立方体

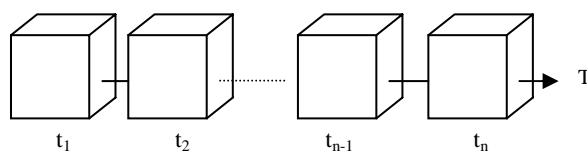


图 4-9: 多时相图像立方体数据链

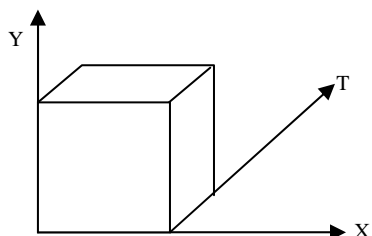


图 4-10: 多时相指数图像立方体 (MIIC)

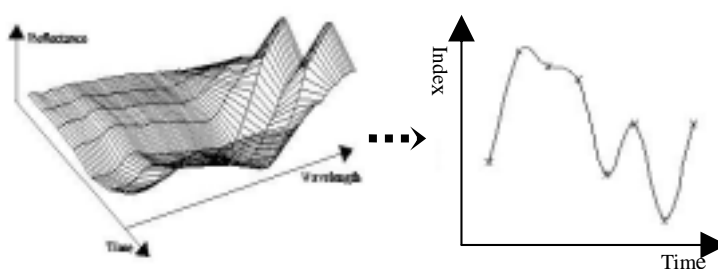


图 4-11: 多时相指数图像立方体 (MIIC)

4.5 高光谱植被指数时间序列分析

在前面介绍的植被指数构建和多时相指数图像立方体模型的基础上, 本论文根据作物不同的生理特点和物候历, 从作物类型分析和生长动态监测两个方面论述高光谱植被指数时间序列分析的意义。

任何作物都有其特定的生长规律和物候历, 表现在多时相指数图像立方体上它们的时间指数曲线区别性很强。图 4-12 为由 FY-1C 生成的多时相 NDVI 图像立方体以及由它提取出的双季稻、小麦和玉米等的多时相 NDVI 曲线。双季稻是中国南方长江流域的主要粮食作物, 而在中国北方黄河流域, 粮食以小麦和秋粮作物如玉米和高粱为主, 表 4-1 和表 4-2 分别列出了双季稻、小麦和玉米的各生育期, 由图 4-12 可以很清楚地看到, 作物的多时相 NDVI 曲线与其生育期之间存在较好相关; 水体的 NDVI 曲线得到很好的认证, 是一零值直线; 水稻的绿峰高值总是出现在拔节期和抽穗期, NDVI 低值都出现在水稻的插秧期和收获期; NDVI 曲线能够很好地反映不同作物的物候差异。因此基于多时相指数图像立方体进行多种作物的识别和分类是可行的。

表 4-1: 中国北方小麦和棉花的生长季

	播种期 (S0)	分蘖期 (T1)	灌浆期 (J0)	抽穗期 (HE)	收获期 (HA)
小麦	Sep. 25	Oct. 21	Apr. 21	May 21	June 21
棉花	June 21	July 1	July 21	Aug. 11	Oct. 11

表 4-2：中国南方早稻和晚稻的生长季

	播种期 (SO)	插秧期 (TR)	分蘖期 (TI)	抽穗期 (HE)	收获期 (HA)
早稻	Mar. 10	Apr. 5	May 15	June 11	July 15
晚稻	June 15	July 15	Aug. 11	Sep. 11	Oct. 21

1999 年作者在日本长野地区获得了生菜和中国大白菜多个生长季的野外光谱数据，图 4-13 为基于此数据反演的多种生化参量（叶绿素、叶面积指数、氮含量、水分含量、光合有效吸收指数等）随时间的变化，这种变化体现了作物在生长过程中内在的物理和生理变化特点，据此，我们就可以分析作物的缺水、缺肥、病虫害等情况，以服务于农业生产。

2001 年和 2002 年，中科院遥感所与北京农林科学院合作，在小汤山精准农业示范基地开展了大规模高光谱遥感实验，实验包括获取多时相的航空高光谱遥感数据、高时间频率下的地面光谱测量和生化采样分析，并配合这些分析工作，人为造成了冬小麦的氮胁迫和水胁迫。图 4-14 和图 4-15 为利用 4 月 11 日、4 月 26 日两期 OMIS 数据制作的叶绿素填图和氮含量填图。图 4-16 是在氮与水的胁迫下，利用光谱指数分析作物在不同时间段叶绿素、叶面积指数、氮含量、水分含量、光合有效吸收指数等的变化情况。

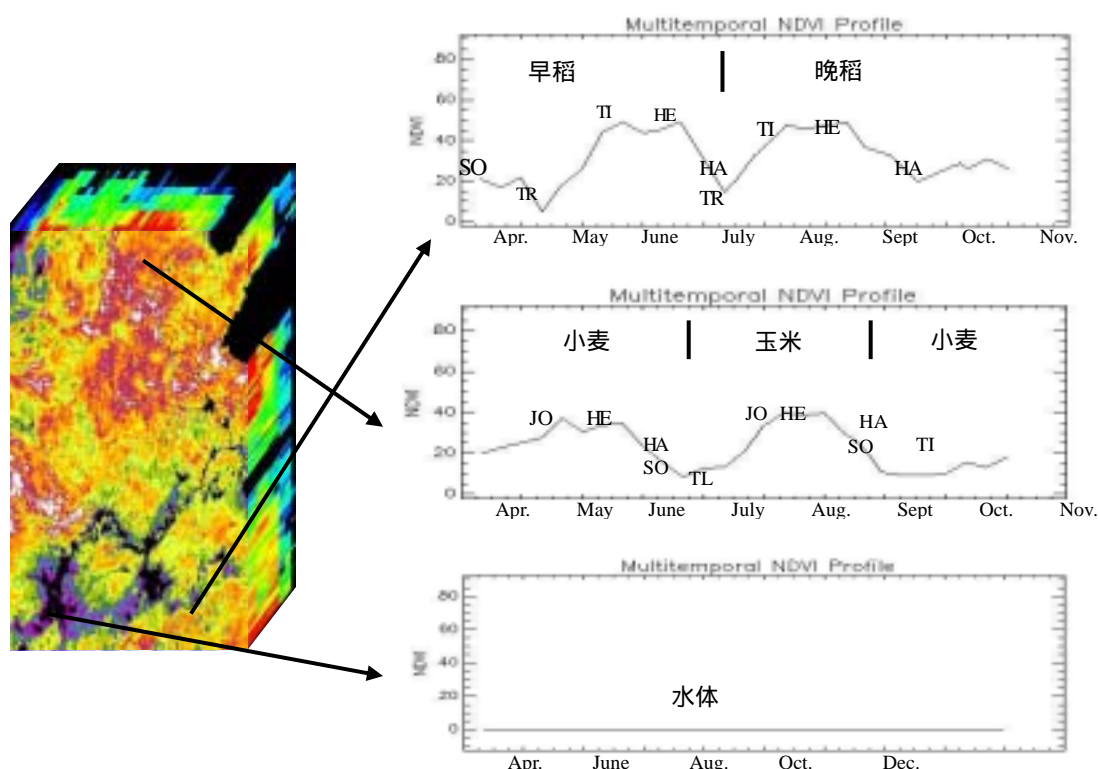


图 4-12：基于风云 1C 数据的指数图像立方体及其时间谱分析

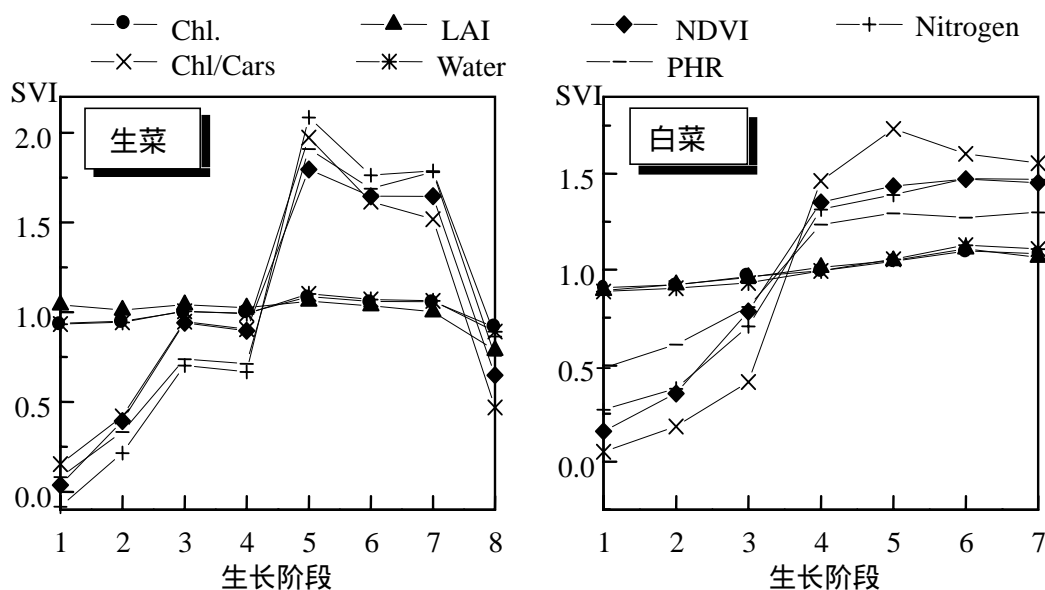


图 4-13：生菜与中国大白菜的生化参量随生长季的变化

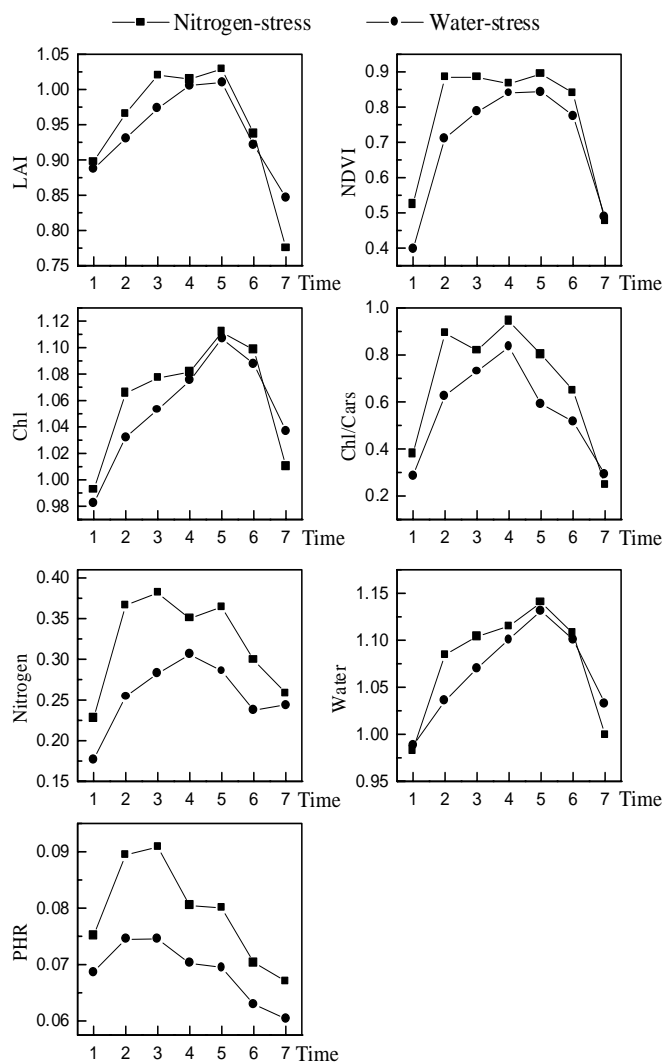
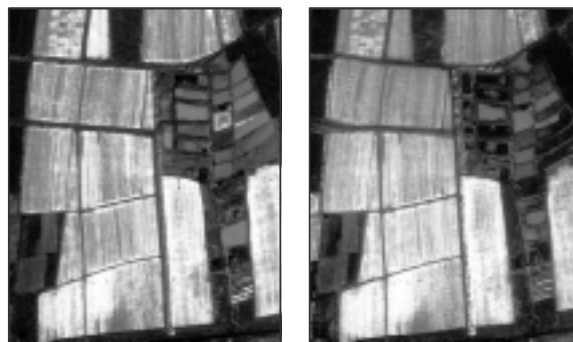


图 4-16：氮与水胁迫下的光谱指数变化

图 4-14：基于 OMIS 数据的叶绿素/胡萝卜素填图
4 月 11 日 (左图), 4 月 26 日 (右图)图 4-15：基于 OMIS 数据的氮含量填图
4 月 11 日 (左图), 4 月 26 日 (右图)

最近几年，一些航空高光谱 CCD 相机被广泛应用于农业和自然资源研究方面的实验性或业务性图像采集，这些相机仅有有限的几个窄通道（一般 25nm 宽），例如 CAMIS(Kevin R.S. , 1999), ARC-ISCN (Rossouw J.P. et al. , 1999), WAAC(Kneubuehler M. et al. , 1999)，以及中科院遥感所研制的四通道高光谱数字相机系统 (Tuanjie 2001)。这些系统可以配备不同波段和带通的干涉滤光片，相机重量很轻可以灵活地调整在不同高度上获得高分辨率的图像。这样，它们非常适用于在一定区域范围周期性地获取多时相高光谱植被指数图像。通过与标准的多时相植被指数曲线数据库进行比较，快速掌握植被长势信息。

4.6 小结

本章首先介绍了植被的一般性光谱特性，对植被光谱特征的影响因素以及植被遥感的难点进行了阐述。在植被的光谱分析一节中，论文就植被光谱分析模型、植被光学路径与植被光谱、植被光谱的尺度效应等问题进行了论述，为后面研究的展开打下了基础。

本章重点是在植被光谱指数构建的基础上提出了多时相指数图像立方体分析模型 (MIIC)。基于风云 1C 多时相 NDVI 数据，探讨了 MIIC 模型在大面积作物分类与识别中的作用。利用多时相的地面光谱测量数据，绘制了生菜和白菜多种生化参量的生长变化曲线。在小汤山精准农业示范基地，利用 MIIC 模型分析了在氮与水的胁迫下小麦在不同时间段叶绿素、叶面积指数、氮含量、水分含量、光合有效吸收指数等的变化情况。

第五章 空间信息辅助下的高光谱遥感数据分析

5.1 数据级融合与特征级融合

高光谱遥感将确定地物性质的光谱与确定地物空间与几何特性的图像有机地结合在一起。从空间对地观测的角度来说,高光谱遥感信息无论对地物理化特性的深层探索,还是对地物间微小差异的精细识别,以及对自然界的知识发现,都为人类提供了前所未有的丰富信息。高光谱图像立方体图谱合一的特点,要求人们从光谱维去理解地物在空间维的变化。人们对二维空间图像的处理与分析要转化成对每个像元所提取出的光谱曲线的处理与分析,可以说这也是图像处理领域的一场革命。高光谱遥感数据将光谱与其空间的定位有效地结合在了一起。

众所周知,对于一套光学遥感器系统而言,图象空间分辨率和光谱分辨率是一对矛盾。在给定信噪比的条件下,较高光谱分辨率(窄光谱波段)往往意味着付出低空间分辨率的代价。因此相对于高空间分辨率数据而言,当前的高光谱遥感数据,尤其是航天高光谱遥感数据的空间分辨率还不能做的很高,为此,已经或者即将发射的高光谱卫星往往都带有一个高空间分辨率全色通道遥感器。因此研究高光谱遥感数据与高空间数据之间的有效结合具有十分现实的意义。高光谱遥感数据与高空间数据的结合主要有两种方式,第一种方式是基于两者原始数据的数据融合,一切的信息提取工作均是在融合后的数据上展开;第二种方式是对两种数据先经过某种数据处理与信息提取后,再进行二次信息或知识融合。在本文中第一种融合方式称为数据级融合(Data Fusion),将第二种融合方式称为特征级融合(Feature Fusion),其差异如图 5-1 和图 5-2 所示。

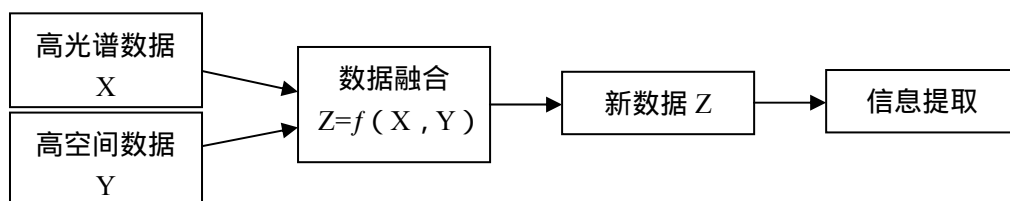


图 5-1 高光谱遥感数据与高空间数据的数据级融合

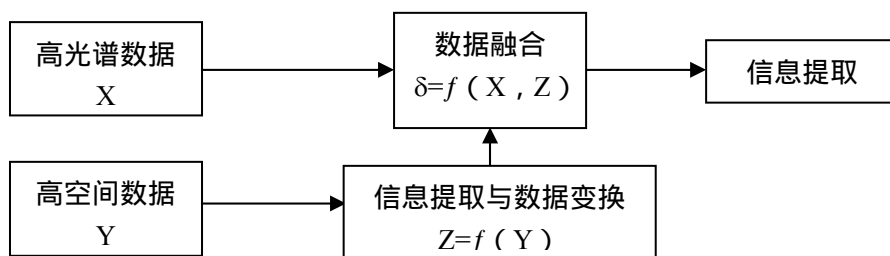


图 5-2 高光谱遥感数据与高空间数据的特征级融合

通常情况下，遥感图像数据的分类都是基于像元的，每个像元的类别归属完全由其自身的光谱特性所决定，与其它像元的关系也完全建立在数值统计意义上，没有空间位置上的关联，即使是相临的两个像元，情况也是如此。将像元空间相关分析引入到高光谱遥感图像处理与分类中，实际上是增加了一个逻辑判据，可以使分类的效果更趋准确和合理。空间信息除了指地物在水平方向的展布外，在高程上的变化也是一种十分重要的空间信息。DEM 数据在图像与地形匹配的三维显示（包括 FLYING 功能）基于 DEM 的图像辐射纠正等，DEM 数据在遥感图像分析中已有一些应用，但仅限于对 DEM 数据本身的应用。本文将在特征级融合的层次上，探讨基于 DEM 数据所生成的数字地貌模型在复杂地形环境下对高光谱图像分类的作用。所以，空间信息在高光谱数据分析中可以发挥巨大的作用。

5.2 高光谱与高空间图像数据级融合

遥感影像融合是近几年国际遥感界图像处理和分析领域研究的热点之一。众所周知，对于一套光学传感器系统而言，图象空间分辨率和光谱分辨率是一对矛盾。在给定信噪比的条件下，较高光谱分辨率（窄光谱波段）往往意味着付出低空间分辨率的代价。为了解决这一矛盾，在诸如 LOUIS、ASTER、MODIS 等高光谱分辨率卫星传感器中均加载一个高空间分辨率传感器，使两者得以兼顾。数据融合技术就是研究如何将具有不同空间和光谱特性的遥感数据进行融合处理，其目的就是有效地综合利用现有的遥感数据。

尽管遥感影像融合一直是遥感图像处理领域的研究热点之一，但是在已往的图象融合研究中，人们始终关注的一个问题是尽可能提高融合后图象空间分辨率，以及如何使融合后图象的 RGB 合成效果在色调上保持不变。但其缺陷是破坏了图象光谱的特征，不利于对图象进行有效的光谱特征分析。因此，在本文中，将研究一种新的图象融合技术，其重点是对成像光谱图象数据与高空间全波段数据进行融合处理，要求在大大改善融合后成像光谱图象空间解析特性的条件下，保持原始成像光谱图象的光谱物理特性和波形形态，融合后的图象仍然可以是超波段图象数据，且仍然具备可定量分析的波谱特征。

5.2.1 光谱域数据融合

过去常见的光谱域融合方法有 IHS (Intensity -Hue-Saturation)变换法以及主轴

分析法 (PCA, Principal Components Analysis)。

IHS 转换法主要在色彩空间 (Color Space) 中进行转换, 因为亮度 - 色调 - 饱和度 (Intensity-Hue-Saturation) 比较符合人眼对色彩的感知, 因此为常见的影像波段融合方法, 不过其只适合于三个波段的多光谱影像。对于超过三个波段的数据, 尤其是成像光谱数据来讲, 融合后的数据无法保持其最具特色的光谱波形特征。几种典型的 IHS 变换或与 IHS 变换相关的方法有: 球体变换、圆柱体变换、三角形变换、单六角锥变换 (贾永红等, 1998) 和小波变换 (李军等, 1999)。IHS 变换融合法虽然使融合后影像具有原有高分辨率全色影像的空间分辨率, 但会产生光谱退化现象, 不利于影像在光谱维的分析和分类。

多光谱及高光谱影像的波段之间通常具有视觉上及数值上的相关性, 其主要由地表物质的光谱特性、地形起伏以及扫描仪波段重叠等原因所造成。主轴转换 (PCT, Principal Component Transformation) 属于特征空间 (Feature Space) 转换的一种, 其主要目的就是去除波段间之相关性, 将信息量最大的部分保留在第一个波段, 即第一主成份 (First Principal Component) 影像, 其具有最大的方差矩阵, 且常被当成是亮度 (Intensity) 影像, 以高空间分辨率图像取代之。由以上分析可以看出, 光谱域的融合不是分波段独立进行的, 有一个多波段数据是变换后逆变换的过程, 所以对波段之间连续性和原有物理特性的保持比较困难。

5.2.2 空间域数据融合

简单地说, 空间域融合系指将高清晰度影像的高频信息加到低空间分辨率影像中, 使得低空间解析度的影像中含有高清晰度影像的空间信息; 其做法是以一高通滤波器 (High-Pass Filter) F_{HP} 滑过高清晰度影像 H , 再逐象元地与低清晰度影像 M 的每一波段相加, 结果即为一融合影像 R , 数学式表示如下:

$$R_{ijk} = M_{ijk} + F_{HP} H_{ij} \quad (5.1)$$

其中下标 i, j 表示像元位置, k 则表示第 k 个波段之影像。上式通常会加上一个随空间位置变化的乘系数 K_k , 以改善图像融合的效果。

$$R_{ijk} = M_{ijk} + K_k F_{HP} H_{ij} \quad (5.2)$$

在基于空间域滤波的数据融合中, 一个比较成功的实验是伦敦帝国大学刘建国教授提出的基于强度模型的平滑滤波方法 (Smoothing Filter Based Intensity Modulation, SFIM) (Jianguo Liu, 1998)。其图像运算公式如下:

$$IMAGE_{SFIM} = \frac{IMAGE_{high}}{IMAGE_{mean}} IMAGE_{LOW} \quad (5.3)$$

其中 $IMAGE_{mean}$ 是一平滑滤波图像, 融合结果是将高分辨率图像的纹理信息加载到低分辨率图像中了, 利用 SFIM 模型进行 TM 与 SPOT 数据融合后, 图像的纹理特征得到明显加强。

5.2.3 基于图像光谱复原的空间域遥感数据融合模型 (SFSR)

空间域滤波和数据融合的一个显著特点是它可以分波段独立进行, 这对维护高光谱数据各光谱段的物理特性和联系是至关重要的。在以上提及的数据融合方法中, 无论是光谱域数据融合还是空间域数据融合都只是强调 RGB 三波段合成影像的清晰化改变, 而较少考虑多波段图像经过与高空间分辨率图像融合后其光谱特征和波形的变化情况。

高光谱图象数据与高空间分辨率的黑白图象数据融合后不仅要提高图象空间解析度, 同时还应尽可能保持高光谱数据原有的光谱特性, 为此, 本研究提出了基于图象光谱复原的空间域遥感数据融合模型 (Spatial Fusion Based Spectral Reversion - SFSR) 模型。

首先, SFSR 模型是基于空间域的, 高光谱数据与高空间分辨率全色数据的信息融合是分波段独立进行的。为了使信息的复合在光谱空间均匀进行, 第一步要对高光谱数据和全色数据进行直方图均衡化拉伸。

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}, 0 \leq r_k \leq 1, k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (5.4)$$

这里 L 为亮度级的数目, n_k 是第 k 级出现的象元数, n 是图象象元总数, $p_r(r_k)$ 是第 k 级的概率。

此时有变换函数公式

$$S_r = T(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k P_r(r_j) \quad (5.5)$$

$$0 \leq r_k \leq 1, k=0, 1, 2, \dots, L-1$$

然后根据原始图象直方图确定累积分布曲线, 即求变换函数 $T(r)$, 最后根据变换函数 $T(r)$ 进行由原始图象亮度值 r 向均衡化后亮度值 s 的转换。

空间域的信息复合由以下公式实现:

$$R_{ijk} = S_{HE} M_{ijk} + K_k \bullet F_M S_{HE} H_{ij} \quad (5.6)$$

其中 R_{ijk} 为融合后 k 波段图象 (i, j) 点亮度值, S_{HE} 为直方图均衡化拉伸处理, M_{ijk} 为低空间分辨率图象 k 波段数据, K_k 为图象调整系数, F_M 为图象中值滤波处理, H_{ij} 为高空间分辨率图象数据。 F_M 的参与主要是降低高光谱和高空间数据几何配准

误差的影响,如两者之间配准非常精确, F_M 操作可以省略,反之可以通过扩大滤波窗口予以改正。

最后是空间域融合后图像的直方图复原,目的是恢复融合后图像 R 原始的多光谱特性,这可以通过直方图规定化处理来实现。即由原始图像 M 的各个波段直方图按变换函数式(5.5)求新的累积直方图函数并据此进行融合后图像的直方图规定化,SFSR 处理前后的高光谱单波段图像以及光谱波形对比分别如图 5-3、图 5-4 所示。

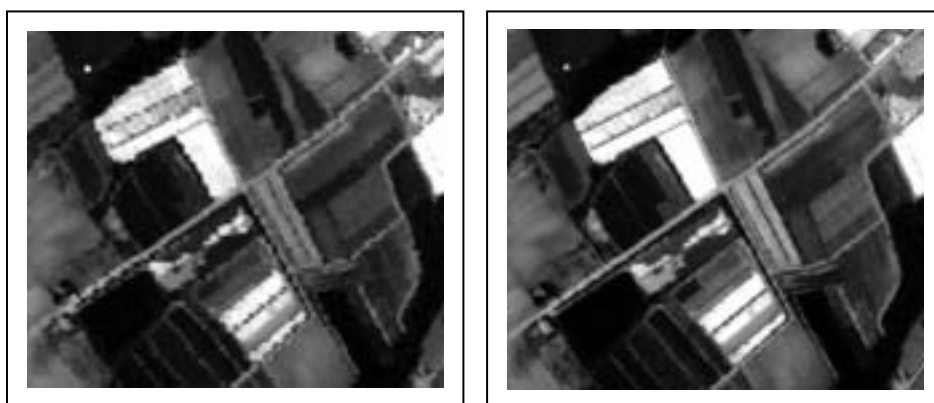


图 5-3 基于 SFSR 的高光谱数据融合前后同一波段图象数据
(左侧:PH1 原始数据,右侧:融合后数据)

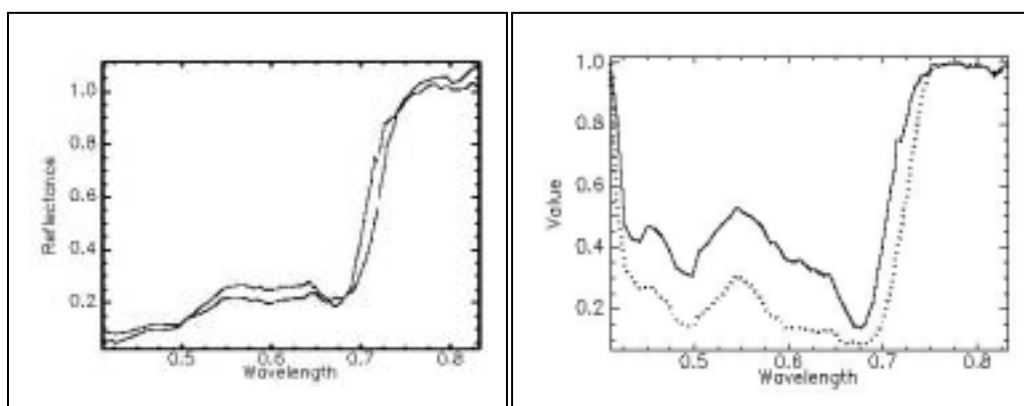


图 5-4 融合后高光谱图像与原始图像的光谱波形对比
(左侧:同一像元的光谱曲线对比,右侧:同一像元的去包络线光谱曲线)

从以上图中可以看出,基于 SFSR 的高光谱、高空间数据融合可以有效提高图像的清晰度,尤其是强化了边缘特征,各个目标的几何形态更加明显。融合后地物的光谱曲线非常接近,基本保留和维持了各像元光谱的吸收特征。但是,高光谱图像清晰度的增加必然是伴随着对原有像元辐射或反射率值的改变,而且一个高空间分辨率或者说清晰的全色通道遥感图像数据的加入,并不能根本解决原有

高光谱数据的混合像元问题。设 $\rho(\lambda)$ 为高光谱图像混合像元光谱反射率值， ε_i 为混合像元中第 i 类地物所占面积， $\rho_i(\lambda)$ 为该地物的标准反射率光谱，则：

$$\rho(\lambda) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \rho_i(\lambda) \quad (5.7)$$

在该方程中， $\rho(\lambda)$ 为可以得到的图像值， ε_i 和 $\rho_i(\lambda)$ 均为未知量。

对全色高空间分辨率图像来说，相应的图像值 ρ 为：

$$\rho = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \rho_i \quad (5.8)$$

在一定的空间尺度上，尽管可以从中获得各纯地物光谱权重 ε_i ，但仍无法求解出 $\rho_i(\lambda)$ 。

正如本章开头所叙述的那样，高光谱图像对其它空间辅助数据的利用不仅仅局限在数据级上的融合，也包括特征级上的融合。

5.3 像元空间关联下的高光谱数据分析

以往的高光谱或多光谱图像分类与识别，往往只关注像元光谱维上的特性，其一切特征统计也只在光谱及波段维上展开。遥感图像分类的理论依据就是遥感图像中的同类地物在相同的条件下（纹理，地形，光照以及植被覆盖等等），应具有相同或相似的光谱信息特征，从而表现出同类地物的某种内在的光谱相似性(Hepner 1998)，即同类地物象元的光谱特征向量将集群在同一特征空间区域。但是自然界的复杂性、混合像元问题的存在，在诸如城市这类景观复杂地区，仅仅依靠独立像元的光谱特性是不够的。本研究的图像处理过程可以分为两个阶段：第一阶段是基于像元光谱的图像分类，获得城市地区土地覆盖图；第二阶段是针对第一阶段的分类结果，进行空间后分类处理。在第一阶段分类图像中，每个像元都具有了一个专题属性，如不同质地的屋顶、不同质地的道路、广场、草地、林地、水域等。在一个城市景观中，这些地物的排列是有序的。但在基于像元的类别判断中，像元的归属完全取决自身光谱特性，这极易受到阴影、光照、图像信噪比、地物不均匀等因素影响而出现误判。因此在第二阶段分类中，要充分考虑各像元属性之间的空间关联性。

每个像元属于某一类别的权重考虑如下几个因素：

(1) 在充分考虑图像空间分辨率的情况下，建立该类别空间分布的模式。

如建筑物，应该有规则的几何形态，像元以上下左右分布为主。道路则以线形分布为主。

(2) 每个像元隶属某一类别的权重值包括光谱分类结果（光谱权重）和不同的位置关系（空间权重）两部分。像元点 (i, j) 的权重为：

$$\begin{aligned} \delta(i, j) = & \alpha + f(i-1, j-1) + f(i-1, j) + f(i-1, j+1) + f(i, j-1) \\ & + f(i, j+1) + f(i+1, j-1) + f(i+1, j) + f(i+1, j+1) \end{aligned} \quad (5.9)$$

其中， α 为光谱权重， $f(x, y)$ 为空间权重。

这个运算过程一般需要重复两次，第一次将权重很高而错分的类别进行改正，在改正后结果上对每个从光谱上纳入本类的像元再赋权重。

以图 5-5 为例，暗色像元为光谱分类到建筑物的像元，

设光谱权重 $\delta(i, j) = 2$

空间权重 $f(x, y) = 2$ ，当 $(x, y) = (i-1, j), (i, j-1), (i, j+1), (i+1, j)$ (5.10)

$f(x, y) = 1$ ，当 $(x, y) = (i-1, j-1), (i-1, j+1), (i+1, j-1), (i+1, j+1)$ (5.11)

则每个像元的权重如图 5-5 所示，最终分类结果如图 5-6 所示。

0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	3	4	3	1	0	0
1	5	8	10	7	4	2	1
1	6	12	14	8	6	2	2
1	5	8	12	8	6	3	1
0	1	2	4	5	3	2	0
0	0	0	0	1	2	1	0

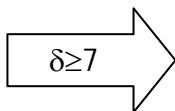


图 5-5: 像元的权重示例

图 5-6: 最终分类结果

以上像元权重的确定只是一个示例，面对不同的分类对象和环境，光谱权重和空间权重均要做适当的调整。

5.4 空间信息支持下的图斑级光谱分解与分类

在像元级的高光谱遥感图像分类研究中，由于原始数据信噪比、数据定标精度、目标的个体差异、外界环境的影响等多方面的原因，地块分类的完整性受到很大的制约。分类结果的矢量化以及与相关 GIS 系统的数据交换非常困难，这也是我们课题组与日本科研合作伙伴共同遇到的技术问题。本研究将充分利用区域空间 GIS 底图，与高光谱遥感数据处理理论紧密结合，探讨在农田地块基础上如

何完成地物的分类以及如何自动判定每个地块作物种植种类的单一性或者多样性，这也涉及在地块尺度上的光谱分解问题。本研究的完成将在高光谱遥感数据与空间 GIS 信息的复合应用领域开辟出一条创新性思路。

5.4.1 地物边缘检索与图斑生成

农田地块信息的获取，一方面可以通过实地量测建立农田地块信息系统，另一方面就是通过高分辨率的遥感数据，如航片或者类似 IKONOS、QUICKBIRD 等高分辨率卫星数据。地块边界可以通过人工数字化获得，边缘的自动提取也一直是一个重要的发展方向，但目前还不是非常成熟(Irons 1981, Hlavka 1987, Benja min 1990)。

边缘提取比较类似于图像纹理分析，通常的作法是通过不同阶次的直方图来获取纹理信息(Anys, 1994)。边缘提取的算子很多，但没有任何一种可以普遍适用于所有的情形，需要将它们综合起来分析提取边缘。

(1) 梯度边缘算子

梯度边缘算子通过求图象的梯度

$$\frac{\partial f}{\partial \theta} = \frac{\partial f}{\partial x} \cos \theta + \frac{\partial f}{\partial y} \sin \theta \quad (5.12)$$

其幅度和方向分别为：

$$|\nabla f| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (5.13)$$

$$\theta = \arctg \left[\left(\frac{\partial f}{\partial y} \right) / \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) \right] \quad (5.14)$$

数字图象需要用差分来代替微分，下面是典型的几种：

-1	0	1	-1	0	1	-2	0	2	0	1	0	1	1	1
-2	0	2	-1	0	1	-3	0	3	1	-4	1	1	-8	1
-1	0	1	-1	0	1	-2	0	2	0	1	0	1	1	1
Sobel			Prewitt			2 ³			四邻域			八邻域		

(2) 二阶差分拉氏算子

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 y} \quad (5.15)$$

这是一种无方向性算子，其差分形式为：

$$f_{xx} = f(x,y)+f(x-2,y)-2f(x-1,y) \quad (5.16)$$

$$f_{yy} = f(x,y)+f(x,y-2)-2f(x,y-1) \quad (5.17)$$

由 f_{xx}, f_{yy} 可以形成四邻域及八邻域算子

(3) Marr - Hildreth 边缘检测

图象边缘有可能尖锐,发生在为数不多的象元范围内,也可能比较模糊,发生在为数较多的象元范围内,这些不同的灰度变化出现在同一幅图象上,显然利用单一固定的算子不能同时检出发生在不同尺度范围上的边缘。根据 Marr - Hildreth (1976) 理论,首先在一定范围内滤波,然后检测发生在相应尺度上的边缘。高斯滤波器可以同时空间域和频率于达到较好的分辨率。

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{x^2}{2\sigma^2}) \quad (5.18)$$

其中 σ 为高斯分布的空间尺度因子。利用一阶导数和二阶导数都可以检测边缘：一阶导数边缘位于极值点,二阶导数则为过零点。Marr 和 Hildreth 选用了无方向性的拉氏算子作边缘检测。根据卷积定理

$$\nabla^2 (GI) = \nabla^2 G * I \quad (5.19)$$

$$\nabla^2 G = K \left[2 - \frac{r^2}{\sigma^2} \right] \exp(-\frac{r^2}{\sigma^2}) \quad (5.20)$$

具体实现中, $\nabla^2 G$ 可分解为 $h_{12}(x,y)$ 和 $h_{21}(x,y)$:

$$\nabla^2 G = h_{12}(x,y) + h_{21}(x,y) \quad (5.21)$$

$$h_{12}(x,y) = h_1(x)h_2(y) \quad (5.22)$$

$$h_{21}(x,y) = h_2(x)h_1(y) \quad (5.23)$$

$$h_1(\xi) = K \left(1 - \frac{\xi^2}{\sigma^2} \right) \exp(-\frac{\xi^2}{2\sigma^2}) \quad (5.24)$$

$$h_2(\xi) = K \exp(-\frac{\xi^2}{2\sigma^2}) \quad (5.25)$$

这样可以将二维计算降为两个序贯的一维计算,每个象元上的计算数目从尺度的平方量级降为2倍量级。

(4) 边缘追踪

上面形成的边缘是一些离散的点,还需要通过边缘追踪技术才可以形成有意义的线性特征。Hough 变换称为线-点变换:它将直角坐标变换为极坐标,直角坐标系中的点变换为极坐标系中的一条曲线,直角坐标系中的一条

直线变换为极坐标系中的一点,直角坐标空间共线的点变换为 hough 空间共点的曲线。变换关系为:

$$\rho = x\cos(\theta) + y\sin(\theta) \quad (5.26)$$

抽取直线的 Hough 变换过程如下:

- 在 θ 、 ρ 合适的最大值与最小值之间建立一个离散参数空间
- 建立一个累加器 $A(\theta, \rho)$, 置每个元素为 0
- 对梯度图上超过门限值的每个点作 Hough 变换, 即算出该点在 θ - ρ 网格上的对应曲线, 并在相应累加器上加 1
- 找出对应图像平面共线点的累加器上的局部最大值, 这个值就提供了图像平面上共线点的参数。

通过边缘追踪后就可根据地物几何特性确定类别图斑边界, 每个图斑代表一类像元的集合(如图 5-7 所示)。



图 5-7: 基于 Hough 变换的灰度图像边缘提取

5.4.2 图斑级上的光谱分析和图像分类

地物遥感与遥感图像分类的目标是为人们提供一种地球上事物在空间上的分布信息或者知识, 而地理信息系统 (Geographical Information System, GIS) 的出现为人们高效、合理地管理空间数据提供了一种科学的工具。高光谱遥感图像数据及从中提取出的高光谱遥感信息应当成为 GIS 系统的一个重要信息来源。但是, 从遥感图像数据中获得的以栅格 (Raster) 形式表现的图像分类结果与主要以矢量 (Vector) 方式存储的 GIS 数据之间有一个转换的瓶颈。即使在基于像元的遥感图像分类结果比较好的情况下, 分类图中的误判像元还是能形成许多的椒盐噪声。尤其在各地块交界的地方, 由于混合像元或者交叉辐射的影响, 出错率很高。

一个明显的特征就是地类边界不平整。这种数据是无法直接完成栅矢转换的，其海量的多边形图斑（Polygon）使得运算非常困难，尤其是给这些图斑的后期 GIS 管理带来了巨大困难。因此需要将制图学中图斑综合的思想引入到图像分类与图斑整合中来(Bing 1998, Bing 2002)。

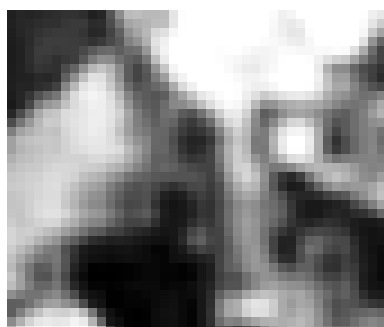
当前，随着 GIS 技术的普及，许多地方区域 GIS 系统已经建立起来，如面向农田管理的 GIS 系统等。另一方面，在测绘领域，测图的一项重要内容就是勾绘或者提取出农田地块的边界信息。测绘所关心的是这块地是否是农田，面积多大以及它的定位信息，而不关心它里面种的是什麼。而遥感却恰恰能够回答这个问题。

在中日的高光谱精准农业遥感实验中，基于航空照片数据，我们获得了日本长野县南牧村农田地块 GIS 数据，如图 5-8 所示。

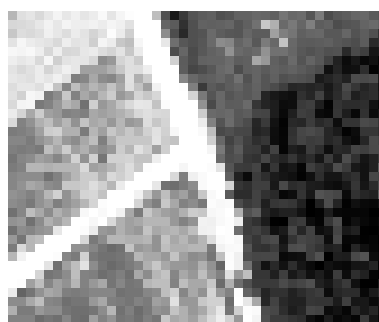


图 5-8：日本长野县南牧村农田地块 GIS 数据

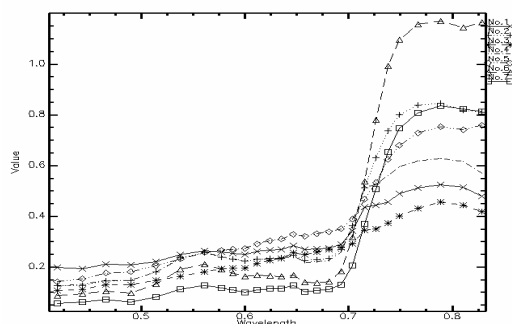
在图 5-9 中，可以看到高分辨率的航片数据在像元空间关系上明显优于高光谱数据。以田块为单元提取的平均光谱曲线也具有更高的信噪比，有利于光谱分析和地物间的分类与识别。如果直接用高光谱 PHI 数据进行像元分类，则不可能取得如图 5-9 所示的分类效果。



高光谱 PHI 数据



高分辨率航片数据



以田块为单元提取的平均光谱



基于田块的光谱分类结果

图 5-9：以田块为基本单元的光谱提取、分析与分类

这种方法同时也存在一个明显的缺陷，尽管每个田块混种多种作物的情况不多，但如果出现这种情况，则基于田块的光谱分析与图像分类就会出现误差。为此，本论文专门发展了在田块基础上的光谱解混模型。这里将只种植了单种作物的地块称为纯地块（Pure Patch），将种植了两种以上作物的地块称为混合地块（Mixed Patch）。首先，分析两种地块的平均光谱差异，地块内的标准差 θ 定义如下：

$$\bar{\sigma}(k) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X_{ij}^{(k)} \quad (5.27)$$

$$\theta = \frac{1}{\delta} \sum_{k=1}^{\delta} \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij}^{(k)} - \bar{\sigma}(k))^2} \quad (5.28)$$

其中，

$X_{ij}^{(k)}$ 为 K 波段图像像元值

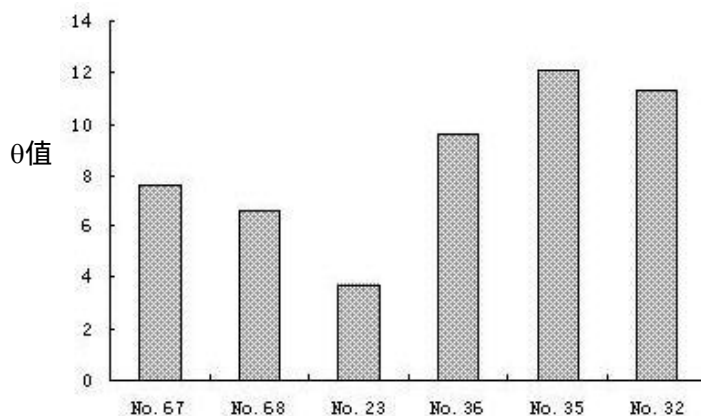
$\bar{\sigma}(k)$ 为 K 波段地块所有像元均值

δ 为高光谱图像波段数

在实验区分别选取三个纯地块和三个混合地块来作相关统计，结果如表 5-1 所示，其中地块号为矢量图中的地块编号。

表 5-1：样本地块数值统计结果之一

地物类型 (地块号)	地膜 (No.67)	日本白菜 (No.68)	裸土 (No.23)	中国白菜 & 裸地 (No.36)	不同生长阶段 的生菜 (No.35)	不同生长阶段 的中国白菜 (No.32)
混合状况	纯地块	纯地块	纯地块	混合地块	混合地块	混合地块
地块标准差 θ	7.57804	6.59420	3.75421	9.61366	12.08261	11.29405

图 5-10：样本地块像元 θ 直方图

从图 5-10 可以看出，尽管混合地块的标准差比纯地块的标准差大，但差异不明显，混合地块据此仍不能有效检测出来。在统计中发现，越到地块边缘，产生混合像元的情况越突出。另外，地块边缘也会由于图像配准等方面的原因而产生混合光谱问题。因此，在下面的统计中将距离地块边线两个像元的环带不统计在内。如将地块内所有像元都统计在内的标准差规定为 θ ，去除边线内两个像元环带后的中心区域的标准差规定为 φ ，

两者的差值规定为 Δ ：

$$\Delta = \theta - \varphi \quad (5.29)$$

同时统计每个地块的像元数，其结果如表 5-2。

表 5-2：样本地块数值统计结果之二

地块号	No.67	No.68	No.23	No.36	No.35	No.32
混合状况	纯地块	纯地块	纯地块	混合地块	混合地块	混合地块
φ	2.39477	2.09063	2.35864	9.48792	11.45048	10.36892
Δ	5.18327	4.50357	1.39557	0.12574	0.63213	0.92513
像元数(M)	513	843	2618	528	1420	1486

从图 5-11 可以看到，纯地块与混合地块在 φ 值上有很大差异。图 5-12 则进一步建立了 Δ 值与地块像元数 M 之间的数学关系。

- (1) 纯地块的 Δ 值与地块像元数 M 是负相关，即地块越大， Δ 值越小；地块越小， Δ 值就越大；
- (2) 混合地块的 Δ 值与地块像元数 M 是正相关，即地块越大， Δ 值越大；地块越小， Δ 值就越小；

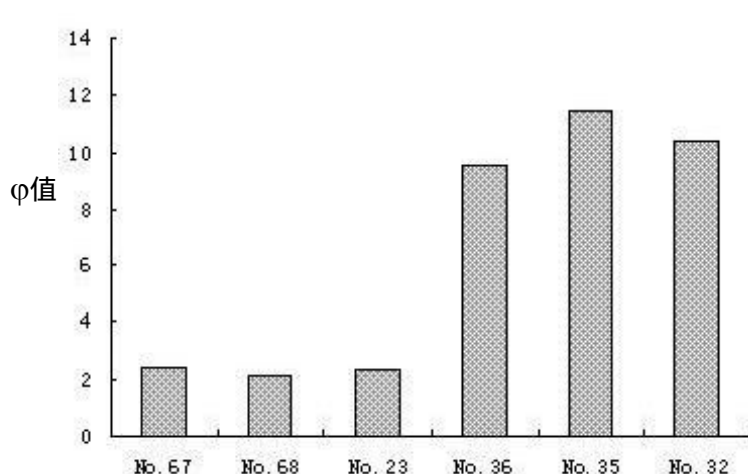


图 5-11：样本地块像元φ值直方图

根据以上这些关系，我们就可以判断出每个地块是纯地块还是混合地块。对混合地块则先光谱解混后再分类。而对于绝大多数的纯地块则可以直接进行基于地块的光谱分类。图 5-13 显示了基于像元的分类与基于地块的分类之间的比较，基于地块的分类不仅类型整齐、效果好，而且利用Δ值分析将混合地块也自动检测了出来，在一个地块内对两种类别的分布作了重新界定。最终结果可以直接完成栅格数据到矢量数据的转换，这种基于图斑的高光谱数据分析与分类模式为高光谱图像与 GIS 数据相结合探索出一条新的方向。

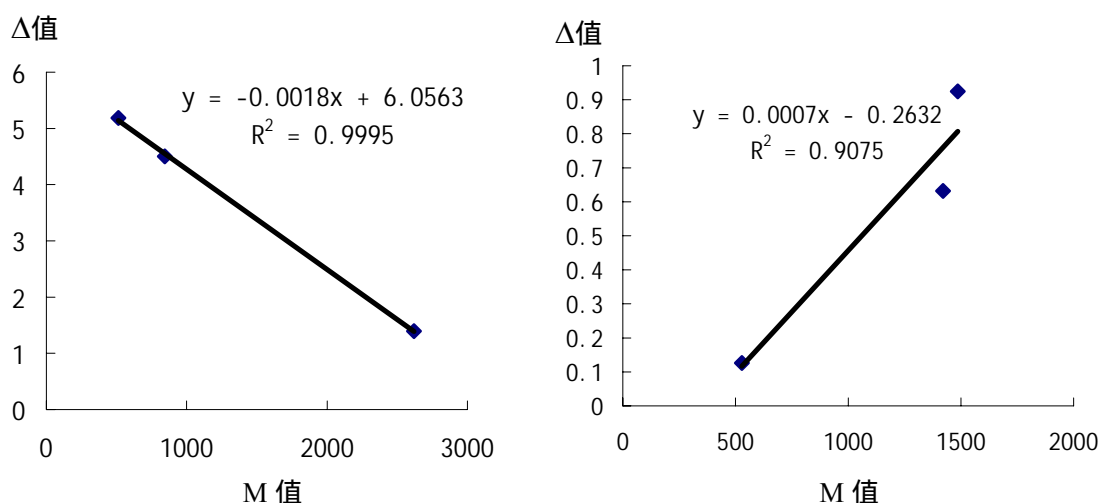


图 5-12：纯地块Δ值（左图）和混合地块Δ值（右图）与地块像元数的关系

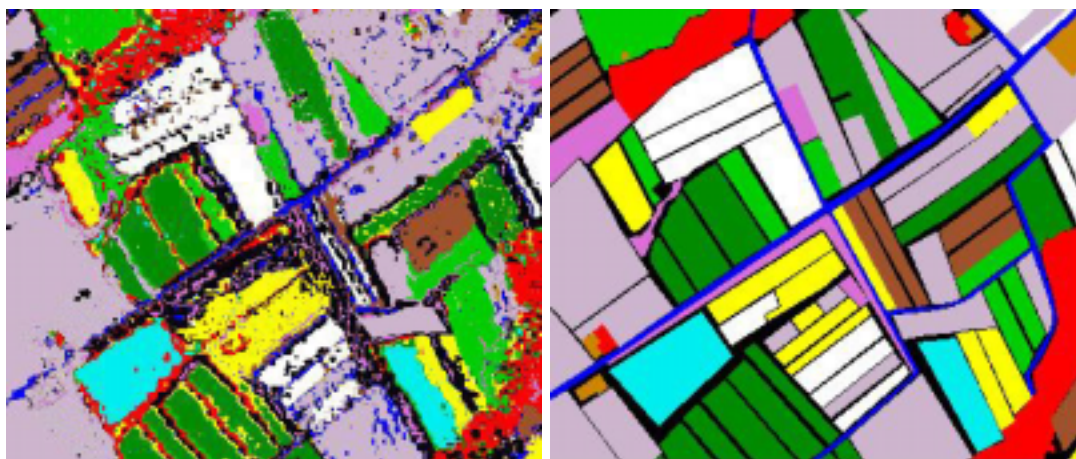


图 5-13：基于像元的分类（左图）与基于地块的分类（右图）之比较

5.5 数字地貌模型与高光谱图像分析

5.5.1 概述

地形环境对遥感图像分类的影响非常大，尤其象中国的黄土丘陵地区，地形破碎、沟壑纵横，农、林、牧相互混杂分布，犬牙交错，地形阴影对遥感影像的影响又十分明显。邻近像元数值间变差大，聚类困难等，都为主要基于地物光谱数值差异的计算机自动识别分类造成了困难和误差。

图像分类实际上就是把遥感影像的每个像元划分为与地表特征相对应的类型。而对于每一种地物，它都应包含光谱和空间位置两方面的属性信息。因此，随着地理信息系统（GIS）的发展，国内外许多学者把空间属性信息引入了遥感图像分类过程，以提高分类效果。最常见的就是数字地形模型（DTM）的使用。不过，以往人们只将 DTM 作为遥感影像分类的辅助数据，而且由于 DTM 数据精度和处理手段的局限，往往仅限于对 DTM 中的高程、坡度、坡向等单个地形因子的运用。本章节拟探讨使用较大比例尺的地形图扫描数据，直接生成可实用的数字地貌模型（Digital Geomorphology Model, DGM），提高坡度精度，并以此模型参于遥感影像专题分类，来提高遥感影像的土地利用分类精度。这就使得 DTM 数据更加深入、全面地用于图像分类过程。也使对 DTM 的应用水平前进了一步。

土地利用现状是人们长期利用和改造自然、发展农业生产的结果，它反映了土地利用的规律性特点及其合理性程度。它除受人类的影响外，更多的受水分和坡度条件的限制。在一定的复杂地形区域内，地势地貌特点成为了土地利用分异的主导因素。因此，地貌类型的差异就构成土被的空间构型及面积结构的差别，

地貌条件最终成为土被结构的骨架。土地利用与地貌条件的这种密切联系是本文试图用高精度 DGM 来提高高光谱土地利用分类精度的一条最基本的研究思路。其工作流程可分为三部分：基于区域数字高程模型 (DEM) 数据建立区域的数字地貌模型 (DGM)，以它做为图像分类的地貌限制性因素。针对高光谱遥感图像数据的光谱分析与图像分类，重点是提取植被信息。DGM 支持下的像元光谱分解与重定位。在模糊数学理论上，数字地貌模型与高光谱分析相结合进行复杂地形下的高精度图像分类。

5.5.2 数字地貌模型的建立

5.5.2.1 概念和方法

本世纪 50 年代中期，美国学者 C.L. Miller 首次将计算机与摄影测量技术结合在一起，较成功地解决了道路工程的计算机辅助设计问题。并提出了一个重要概念：数字地形模型。它是地形的数学描述，数据存储多为等距格网模式。每个格网点的属性可为高程值、坡度值、坡向值、深度值等。这样 DTM 就可进一步划分为数字高程模型 (DEM)、数字坡度模型、数字坡向模型等。其中 DEM 最常见，它实际上是以地形高程值建立的数字地形模型。

数字地貌模型是以数字点阵形式存储地貌单元分类。从 DTM 到 DGM 是在对区域地貌特点有所了解的基础上，通过对多因子高精度的 DTM 的计算机运算与人工逻辑分析，共同完成的。

目前数字高程模型 (DEM) 的建立多来源于大比例尺地形图扫描数字化矢量数据。再以一定的采样间隔将其转换为等高线栅格数据，DEM 的建立就是对以上等高线栅格数据线性插值来实现的。本文采用的等高线线性内插法是利用连接等高线上的高程点，通过局部函数拟合，逐点计算高程矩阵的高程值，即对每个计算点向东、南、西、北以及北东、北西、南东、南西共 8 个方向搜索，直到遇到等高线上的点，然后根据搜索距离加权平均，确定高程值，计算公式为：

$$h_c = \frac{\sum_{i=1}^8 h_i / (d_{ic})^b}{\sum_{i=1}^8 1 / (d_{ic})^b} \quad (5.30)$$

其中， h_c 为计算点高程； h_i 为搜索到的等高线高程； d_{ic} 为计算点到等高线高程点的搜索距离； b 为衰减系数。

5.5.2.2 从数字地形模型到数字地貌模型

格点高程

即格网状数字高程模型中每个格点的高程值。

格点面元坡度

即在 3×3 的格点高程所支撑的数学面上, 其中心点向上的法线与通过该点的向上垂直方向线的夹角, 称作格点面元坡度。如图 5-14 所示, 3×3 的网格每点高程可拟合一块平台, 简称格点面元趋势面, 其中心格点 5 的坡度可按最小二乘法求算。

设 h_i 为格点 i 处高程值, 网格边长为 b , 则格点面元趋势平面的方程为:

$$Z = a_0 + a_1x + a_2y \quad (5.31)$$

最小二乘条件为:

$$\begin{aligned} S &= (h_2 - z_2)^2 + (h_4 - z_4)^2 + (h_8 - z_8)^2 + (h_6 - z_6)^2 + (h_s - z_s)^2 \\ &= \text{最小} \end{aligned} \quad (5.32)$$

式中, z_i 表示 i 点计算高程。将中心格点 5 作为坐标原点, 如图 5-15 所示,

则:

$$\begin{cases} (x_2, y_2) = (0, b) \\ (x_4, y_4) = (-b, 0) \\ (x_5, y_5) = (0, 0) \\ (x_6, y_6) = (b, 0) \\ (x_8, y_8) = (0, -b) \end{cases} \quad (5.33)$$

1	2	3
4	5	6
7	8	9

图 5-14

综合方程式 (1) (2) (3),

则曲面梯度为:

$$\begin{aligned} grad(z) &= \sqrt{\left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2} = \sqrt{a_1^2 + a_2^2} \\ &= \frac{1}{2b} \sqrt{(h_6 - h_4)^2 + (h_2 - h_8)^2} \end{aligned} \quad (5.34)$$

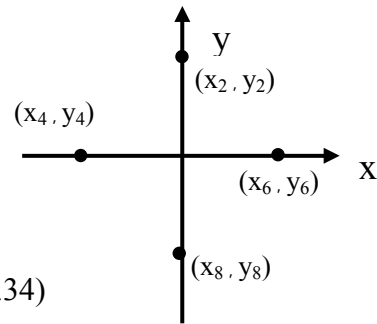


图 5-15

最后格点面元坡度 α :

$$\alpha = \arctg(grad(z)) * 180 / 3.14 \quad (5.35)$$

格点坡向

如图 5-14 所示, 采用 3×3 网格确定中心格点的坡向, 其中心格点 5 坡向 β_5 取值由满足 $|h_j - h_5|$ 最大的 j 值查表求得。

当 j 同时取两个以上的值时, 可任选其中一个 j 值。

当 $|h_j - h_5|_{\max} = 0$ 时, 即 $j=5$ 时, 中心格点坡度为零。

b 为格网边长。

格点编号 j	$ h_j - h_5 _{\max}$		格点坡向
	$h_j - h_5 > 0$	$h_j - h_5 < 0$	
1			N - W
2			N
3			N - E
4			W
6			E
7			S - W
8			S
9			S - E
1			S - E
2			S
3			S - W
4			E
6			W
7			N - E
8			N
9			N - W

格点面元坡度变化率

如图 5-14 所示, 设 “ j ” 号格点坡度为 α ; $j = 1, 2, \dots, 9$, 则中心格点的坡度变化率 S_5 为:

$$S_5 = \begin{cases} \frac{| \alpha - \alpha_5 |_{\max}}{b}, & j=2,4,6,8 \\ \frac{| \alpha_j - \alpha_5 |_{\max}}{\sqrt{2}b}, & j=1,3,5,7,9 \end{cases} \quad (5.36)$$

(5.37)

b 为格网边长。

格点面元粗糙度

在如图 5-14 所示 3×3 网格中, 格点面元趋势面面积与其水平投影面积的比, 称为格点面元粗糙度, 记为 CZ。

$$CZ = \text{AreaS} / \text{AreaH} \quad (5.38)$$

式中, AreaS 为格点面元趋势面面积, AreaH 为格点面元面积

设:

$$z = f(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y \quad (5.39)$$

网格边长为 b。

$$\begin{aligned} \text{则 } \text{AreaS} &= \int_{-3b/2}^{3b/2} \int_{-3b/2}^{3b/2} \left[1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} dx dy \\ &= 9b^2 \sqrt{1 + a_1^2 + a_2^2} \end{aligned} \quad (5.40)$$

$$\text{式中, } a_1 = \frac{1}{2b}(h_6 - h_4)$$

$$a_2 = \frac{1}{2b}(h_2 - h_8)$$

$$\text{AreaH} = 3b * 3b = 9b^2$$

最终, 得:

$$\begin{aligned} CZ &= \sqrt{1 + a_1^2 + a_2^2} \\ &= \frac{1}{2b} \sqrt{4b^2 + (h_6 - h_4)^2 + (h_2 - h_8)^2} \end{aligned} \quad (5.41)$$

5.5.3 DGM 支持下的像元光谱分解与亚像元定位

大比例尺高精度的 DGM 数据对地形的模拟非常精细, 而高光谱遥感图像获得的是一个二维平面。在地形复杂地区, 阴影、地形起伏对图像质量影响很大, 尤其是在像元空间分辨率不太高的情况下。图 5-16 所示为黄土丘陵地区 DEM 模型, 可以看出地形坡度变化很大, 像诸如 HYPERION 这样 30 米分辨率的卫星高光谱数据, 在其一个像元内的地形变化就很大。

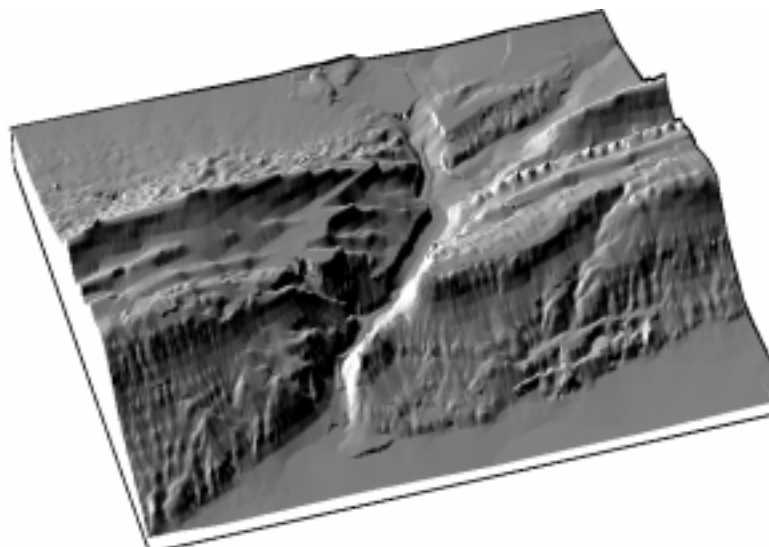


图 5-16：黄土丘陵地区 DEM 模型

一般图像分类是基于像元的，一个像元只能归为一类。而混合像元分析是确定一个像元内的纯光谱及其权重（面积比），属于像元光谱维的分解。高精度 DGM 为我们提供了一种在一个像元内，将纯光谱的亚像元进行定位的可能。

设 $\rho_{\text{pixel}} = f(A, B)$ 为由 A、B 两种纯地物组成的混合像元光谱，A 为作物农田，B 为裸土坡地。图 5-17 为从 PHI 相对反射率图像上提取的作物光谱、图 5-18 为裸土坡地光谱、图 5-19 为作物与裸土地混合像元光谱。

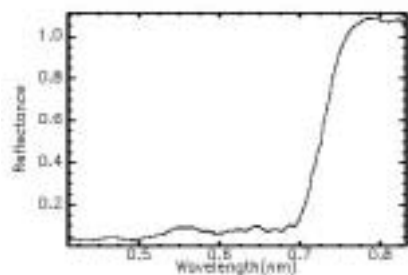


图 5-17：农田作物光谱

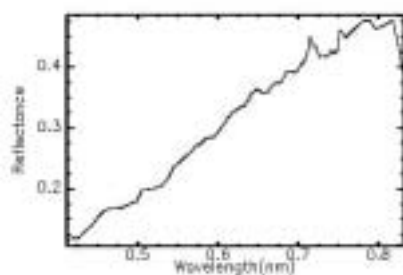


图 5-18：裸土坡地光谱

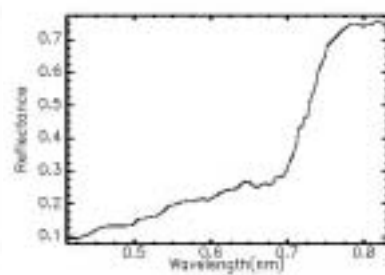


图 5-19：两者混合光谱

由于高光谱成像仪瞬时视场角（IFOV）的限制，一个像元对应的地面面积较大。在地形复杂地区，其下覆地形变化很大，通过 DGM 辅助下的光谱分析，就能够作到亚像元的空间定位。如图 5-20 所示，在一个混合像元内，完成了农田分布的重新定位。

DGM 支持下的像元光谱分解与亚像元定位有较高的实用价值，除了航天高光谱数据具有较低的空间分辨率以外，像 OMIS 这样的航空高光谱仪器，其 IFOV 为 3

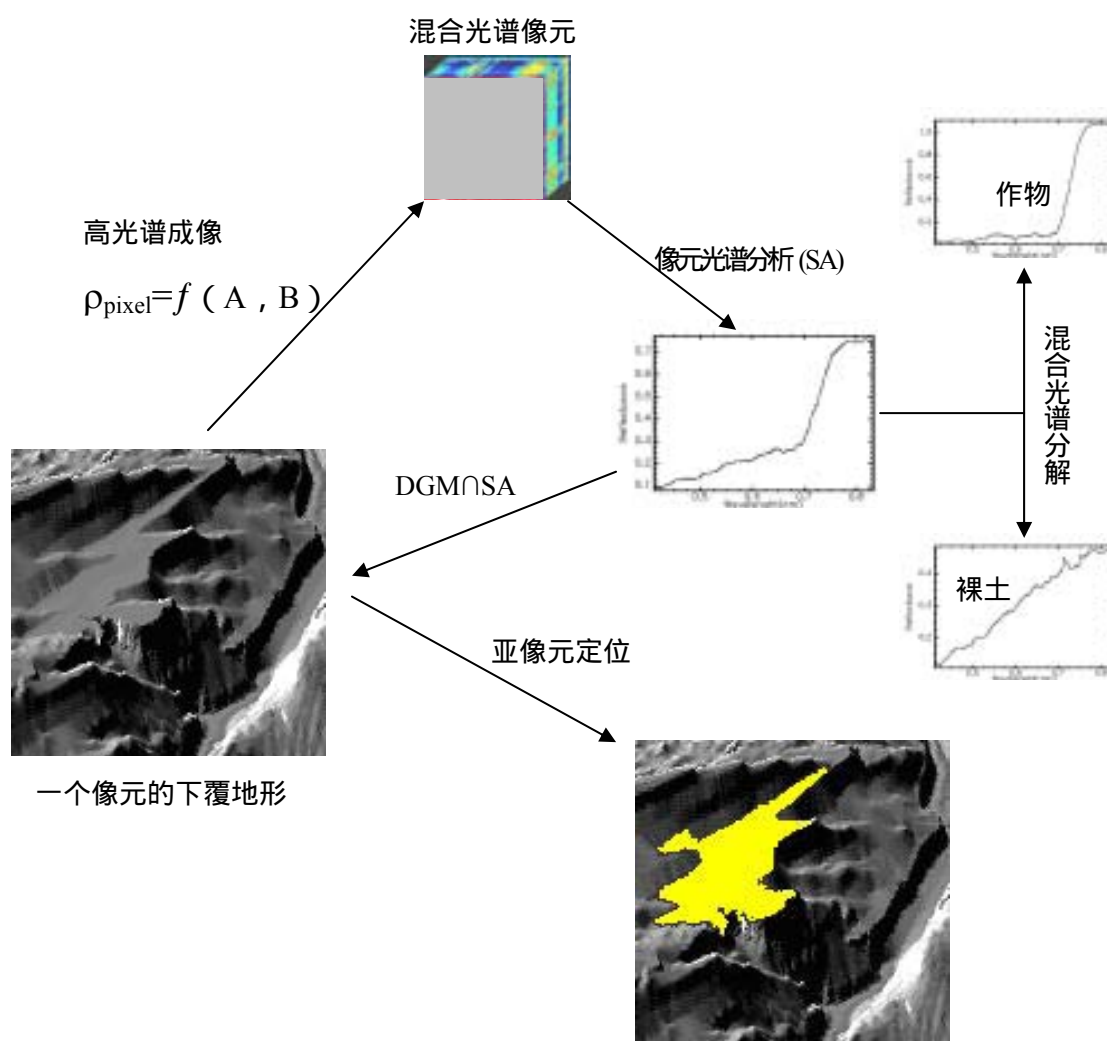


图 5-20：DGM 辅助下的亚像元分析与定位

毫弧度。如果飞行高度为 5000 米，其地面分辨率就是 15 米。而许多黑白或全色数字相机，在 5000 米高度可以得到厘米级的图像。如果两个相机前后侧视，就可以形成立体，从而生成高分辨率的 DEM。将数字相机与高光谱成像仪摆在一个航空平台上，或者激光三维扫描仪与高光谱成像仪摆在一个航空平台上，就可以同时获取高空间分辨率的 DEM 和高光谱图像数据。这样通过 DGM 支持下的像元光谱分解与亚像元定位就可以得到更加精细的地面分类效果。

5.5.4 模糊数学理论指导下的 DGM 辅助高光谱数据分类

1965 年，美国学者 L. A. Zadeh 发表了著名的论文 - 模糊集合，并给出了模糊概念的定量表示法，它是专门处理模糊性问题的理论。在通常的集合论中， x 是否归属于集合 A （归属度）是由二值决定的，而在模糊集合论中，它可以取归属

度为 0（不属于）和 1（属于）之间的中间值。

模糊数学中表示归属度的函数称为从属函数。它是模糊集合的特征函数，记作 $\mu_A(x)$ 。 $\mu_A(x)$ 表示元素 x 属于模糊集合 A 的程度或资格。 μ 可在 $[0, 1]$ 区间的连续取值。

如果两组事物 x, y 之间的关系不宜用“有”或“无”作肯定或否定的回答时，可建立集合 x 到集合 y 中的一个模糊关系，它是直隶空间 $X \times Y$ 中的一个模糊子集合。

当我们用矩阵来表示集合 X 到集合 Y 的模糊关系时，矩阵中的每个元素 a_{ij} 应表示集合 X 中第 i 个元素和集合 Y 中第 j 个元素从属于模糊关系 R 的程度，即应为 $U_R(x_i, y_j)$ ，因为 $U_R(x_i, y_j)$ 仅在区间 $[0, 1]$ 中取值，元素在闭区间 $[0, 1]$ 中取值的矩阵称为模糊矩阵。

模糊数学曾被广泛用于遥感图像分类，但基本上只是在像元光谱空间中进行决策（Wharton 1986，Wang 1990）。从土地利用分类系统中可以明显看出，土地利用类别实际上是由植被、地貌两方面因素决定的。在应用遥感数据进行土地利用分类的关键问题之一，是耕地类型的识别，但在我国大部分地区，尤其像黄土丘陵地区，耕地的田块面积碎小，大多数耕地的田块不能在影像上直接看出其形状。但是，由于一个地区的土地利

[illegible]

用等状况，既受人类活动的影响，也受自然因素的制约。在自然诸因素中，以地貌条件与土地利用的关系最为密切。因此，我们可以用数字地貌模型（DGM）作为土地利用划分的一个重要参数，以地貌框架与植被分类相结合，作土地利用分类（张兵，1996）。

(1) 地貌、植被与土地利用之间模糊关系的建立

首先，把集合 L 定义为土地利用类型集合，则：

$$L = \{y_1, y_2, \dots, y_{m-1}, y_m\} \quad (5.43)$$

将集合 G 定义为地貌类型集合, 则:

$$G = \{x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n\} \quad (5.44)$$

如果将模糊关系 R_1 定义为集合 G 中元素从属于集合 L 中元素的可能性，则得到如下模糊矩阵：

$$A = \begin{bmatrix} \mu_{R_1}(x_1, y_1), \mu_{R_1}(x_1, y_2), \cdots \mu_{R_1}(x_1, y_m) \\ \mu_{R_1}(x_2, y_1), \mu_{R_1}(x_2, y_2), \cdots \mu_{R_1}(x_2, y_m) \\ \cdots \quad \cdots \quad \cdots \\ \mu_{R_1}(x_n, y_1), \mu_{R_1}(x_n, y_2), \cdots \mu_{R_1}(x_n, y_m) \end{bmatrix} \quad (5.45)$$

其中， $\mu_{R_1}(x_i, y_j)$ 表示为集合 G 中第 i 个元素从属于 L 中第 j 个元素的程度。

高光谱遥感影像中每个像元点的植被光谱信息与土地利用植被样本之间的接近程度可用欧氏空间距离来表示。

像元点

$$z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \cdots, z_{in}) \quad (5.46)$$

和样本点

$$z_j = (z_{j1}, z_{j2}, \cdots, z_{jn}) \quad (5.47)$$

欧氏距离

$$\|z_i - z_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (z_{ik} - z_{jk})^2} \quad (5.48)$$

现在使用广义夹角余弦来刻画这种接近程度。

z_i 与 z_j 的广义夹角 α 的范围规定为 $0 < \alpha < 90^\circ$ ，而 α 的余弦用下式来定义

$$\cos \alpha = \frac{(z_i, z_j)}{\|z_i\| \times \|z_j\|} \quad (5.49)$$

广义夹角余弦也描述了两样品之间的差异。显然，当样品 z_i 与 z_j 的所有指标都相同时， $\cos \alpha = 1$ ，即夹角为 0° ，表明两样品完全一致。 $\cos \alpha = 0$ ，即夹角为 90° ，表明两样品完全不同。如果把 z_i 定义为植被集合 V 中元素， z_j 看作为土地利用集合 G 中元素 y_j 。 V 与 G 的模糊关系从属函数 $\mu_{R_2}(z, y) = \cos \alpha$ ，因为 $0 < \alpha < 90^\circ$ ，则：得到模糊矩阵 B ：

$$B = \begin{bmatrix} \mu_{R_2}(z_1, y_1), & \mu_{R_2}(z_1, y_2), & \cdots & \mu_{R_2}(z_1, y_m) \\ \mu_{R_2}(z_2, y_1), & \mu_{R_2}(z_2, y_2), & \cdots & \mu_{R_2}(z_2, y_m) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \mu_{R_2}(z_n, y_1), & \mu_{R_2}(z_n, y_2) & \cdots & \mu_{R_2}(z_n, y_m) \end{bmatrix} \quad (5.50)$$

这样，就得到了每个图像象元在植被覆盖光谱信息上与土地利用类型集合 L

之间的模糊关系。

上面分别建立了 DTM 信息、光谱信息与土地利用类型之间的模糊关系,也就是 A, B 两模糊矩阵。这样,对于图像中每一个像元 x 都具有了地貌与植被两方面的特性。可以用一个数对表示:

$$x(a_i, b_i) \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

其中, a_i 表示其地貌类型从属于第 i 类土地利用类型的可能性。 b_i 表示其植被类型从属于第 i 类土地利用类型的可能性。

实际上 a, b 均为 1×8 的模糊矩阵。对 x 的归属,可用模糊矩阵 a 与 b 的和求出。

$$a = [a_1, a_2, \dots, a_m]$$

$$b = [b_1, b_2, \dots, b_m]$$

则:

$$c = (k_1 a + k_2 b) = [c_1, c_2, \dots, c_m] \quad (5.51)$$

其中, k_1, k_2 为加权值,可根据不同情况作适当调整。c 也为一模糊矩阵,设像元 x 的土地利用类别为 k, 则:

$$k=i, \quad \text{当 } c_i = \max(c_1, c_2, \dots, c_m) \text{ 时 } (i = 1, 2, \dots, m) \quad (5.52)$$

这样,就利用模糊数学理论将地形因子与高光谱图像所提供的植被因子有效地结合起来,更加精确地完成了遥感图像数据的土地利用分类。

5.6 小结

本章从四个方面论述了空间辅助信息对高光谱遥感数据分析的辅助作用,这种广义上的数据融合包括了高空间与高光谱的数据级融合、高光谱图像像元的空间关联分析、GIS 图斑级上的光谱分解与图像分类、数字地貌模型辅助高光谱图像分类等。

基于 SFSR 的高光谱、高空间数据融合可以有效提高图像的清晰度,尤其是强化了边缘特征,各个目标的几何形态更加明显。融合后地物的光谱曲线非常接近,基本保留和维持了各像元光谱的吸收特征。

本章提出了光谱分类后的空间后分类处理概念,即在基于像元光谱的图像分类后,根据研究区地物空间展布的不同模式,对光谱图像分类结果进行修正。这

种像元空间关联下的高光谱数据分析适应了高光谱空间分辨率较低和诸如城市等复杂目标的特点。

本章提出了基于田块的光谱解混模型和图像分类,利用文中定义的 Δ 值将混合地块自动检测出来。这种分类方法精度高,尤其是分类结果可以直接完成栅格数据到矢量数据的转换,为高光谱图像与GIS数据的结合也探索出一条新的研究思路。

复杂地形对遥感成像有很大的影响,本文基于DEM数据设计了多种数字地貌因子,提出了数字地貌模型(DGM)支持下的像元光谱分解与亚像元定位。并将DGM作为一个限制性因子,在模糊数学指导下应用到了图像分类当中。

第六章 总结与展望

本篇论文围绕高光谱信息处理和时空信息辅助下的高光谱遥感数据挖掘这一主题，从数据处理与分析的角度，提出了两个技术核心：一是高光谱数据的定量化和参量化，二是高光谱图像分类与地物识别。在此基础上论文结合作者在过去高光谱遥感应用研究中的实践和体会，进一步阐述了时间和空间辅助信息在高光谱遥感数据处理与应用中的作用。

论文在系统论述和总结国内外研究成果的基础上，提出了作者自己的带有部分创新性的研究成果。归纳起来，主要取得了如下几点进展：

- (1) 在光谱特征选择方面，提出了高光谱图像波段选择和目标在图像中快速查找技术。在光谱特征提取和光谱减维方面给出了多种光谱参量化方案。结合高光谱地质遥感和地层分析的应用实际，将光谱曲线图像化，提出了光谱柱状图的概念。
- (2) 本论文在实践和分析前人高光谱图像分类方法的基础上，提出了特征优化的专家决策分类算法。这种算法主要体现了两大原则，一是基于待分类别的光谱特征优化与参量化原则，二是类别判定中的模糊定义与专家决策原则。论文给出了这种算法的普遍性运算流程，并通过与其它几种方法的对比显示了它的优越性；
- (3) 本论文在高光谱伪装探测方面比较了几种不同伪装材料的光谱曲线数据，说明了在短波红外鲜活植被所特有的液态水吸收光谱特征是很难模拟的，这将成为植被伪装识别的重点。同时，本文在北京亚运村地区基于凸面几何体投影变换技术成功地完成了建材市场屋顶板材的高光谱探测；
- (4) 本论文在植被光谱特征分析与高光谱植被指数构建基础上，将多时相的高光谱图像立方体变换成多时相指数图像立方体（MIIC），并利用 MIIC 模型分析了日本生菜、中国大白菜、氮与水胁迫下的小麦生化参量时空变化规律。
- (5) 本论文在空间信息辅助下的高光谱数据挖掘方面，从四个方面分别论述了空间辅助信息在高光谱遥感数据处理与应用中的作用：
 - 提出了基于图像光谱复原的空间域遥感数据融合模型，提高了高光谱图像的空间分辨率；
 - 根据像元空间关联分析模型提出了进一步改善城市地区遥感图像分

类的方法；

- 提出了图斑级光谱分解与分类模型，将 GIS 信息有效地融合到高光
谱精准农业分析中；
- 发展了数字地貌模型（DGM）辅助高光谱图像分析方法。

由于高光谱遥感发展的历史并不长，相对于其它类遥感技术，它在国内还不很普及。作者也希望通过这篇论文，能抓住高光谱遥感信息处理中的几个关键性问题，从数据处理系统化和流程化的角度来展开论述。

但是鉴于本人水平有限，而高光谱遥感信息处理与应用又是如此的博大精深，它涉及到高光谱成像机理、辐射传输、光谱分析、信息提取、专业应用等方方面面。要做好高光谱遥感基础与应用研究工作，必须在每个环节上付出艰苦的努力，而这正是本人今后努力的方向。

参考文献 (References)

- 1) 童庆禧, 1990, 遥感信息获取技术的研究与发展, 遥感应用的实践与创新, 测绘出版社, pp50-55。
- 2) 童庆禧, 1995, 电子光学遥感系统的过去、现在和未来, 成像光谱技术发展初探, 遥感科学新进展, 科学出版社, pp51-60。
- 3) 童庆禧, 郑兰芬, 1999, 高光谱遥感发展现状, 遥感知识创新文集, 中国科学技术出版社, pp13-25。
- 4) 刘建贵, 张兵等, (2000), 成像光谱数据在城市遥感中的应用研究, 遥感学报, 第4卷第3期. pp224-227
- 5) 王晋年, 张兵等, 以地物识别和分类为目标的高光谱数据挖掘, 中国图象图形学报, 1999年11月, 第4卷第11期, pp957-964.
- 6) 贾永红等, 1998, 四种 IHS 变换用于 SAR 与 TM 影像复合的比较, 遥感学报, 第5期, pp 103-106。
- 7) 李军等, 1999, 小波变换用于高分辨率全色影像与多光谱影像的融合研究, 遥感学报, 第5期, pp116-121。
- 8) Allen, W.A., et al., 1969, Interaction of isotropic light with a compact plant leaf, J.opt.Sco.Am SP(10):1376-1379.
- 9) Agustin Ifarraguerri, Multispectral and hyperspectral image analysis with convex cones, IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL.37, NO.2, MARCH 1999.
- 10) Anys, H. Et al, 1994, "Texture analysis for the mapping of urban areas using airborne MEIS-II images", The first International airborne remote sensing conference and exhibition, Strasbourg, France, 11-15 Sept. 1994.
- 11) Benjamin, Susan and Gaydos, Leonard, 1990, "Spatial resolution requirements for automated cartographic road extraction." , Photo. Engi. & Remote Sensing, Vol.56, No. 1, Jan. 1990, pp93-100.
- 12) Bing ZHANG, Xiangjun WANG, Jiangui LIU, etc., (2000), Hyperspectral Image-Processing and Analysis System and Its Applications, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing , Vol.66, Iss.5, pp605-609.
- 13) Bing ZHANG, Xia ZHANG, Tuanjie LIU, etc., (2001), Dynamic analysis of hyperspectral vegetation indices, Proceedings of SPIE, Vol.4548, pp32-38.
- 14) Bing ZHANG, Xia ZHANG, Liangyun LIU, etc., (2002), Spectral unmixing and image classification supported by spatial knowledge, Proceedings of SPIE, Vol4897-52.
- 15) Bing ZHANG, Langyun LIU, Yongchao ZHAO, etc., (2002), Natural and Artificial Target Recognition by Hyperspectral Remote Sensing Data. Proceedings of SPIE, Vol4741B, pp345-350.
- 16) Bing Zhang, Liu jiangui, Wang xiangjun, Study on the classification of hyperspectral data in urban area, SPIE., 1998, vol. 3502
- 17) Boardman, J. W., 1993, Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts: in Summaries, Fourth JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Publication 93-26, v. 1, p. 11 - 14.
- 18) Boardman, J. W., and Kruse, F. A., 1994, " Automated spectral analysis: a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada. ", Proceedings, ERIM Tenth Thematic

- Conference on Geologic Remote Sensing, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI, p. I-407 - I-418.
- 19) Boardman, J. W., Kruse, F. A., and Green, R. O., 1995, Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data: in Summaries, Fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 95-1, v. 1, p. 23-26.
 - 20) Boochs F., Kupfer G., et al., 1990, Red edge shape as vitality indicator for plants, *Int. J. Remote Sensing*, Vol.11, No.10, 1741-1753.
 - 21) Borel, C.C. and S.A.W. Gerstl, 1994, "Nonlinear spectral mixing models for vegetation and soil surfaces.", *Remote Sensing Environ.*, 47:403-416.
 - 22) Blackburn, G. A. and STEELE, C. M. 1999, Towards the Remote Sensing of matorral vegetation physiology: relationships between spectral reflectance, pigment, and biophysical characteristics of semiarid bushland canopies. *Remote Sens. Environ.* 70: 278-292.
 - 23) Buret, F. and Guyot G., 1991, Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment, *Remote sens. Environ.* 35:161-173.
 - 24) Carrere, V. And Conel, J. E., 1993, "Recovery of atmospheric water vapor total column abundance from imaging spectrometer data around 940nm-Sensitivity analyses and application to airborne Visible/Infrared imaging spectrometer (AVIRIS) data", *Remote Sensing Environment*, 44:179-204(1993).
 - 25) Chang, Chein-I, Zhao, X. L., and Pan, J. J., 1998a, "Least square subspace projection approach to mixed pixel classification for hyperspectral images.", *IEEE Tran. On Geosci. And Remote Sensing*, Vol.36, No.3, 898-912, May. 1998.
 - 26) Chang, Chein-I, 1998b, "Further results on relationship between spectral unmixing and subspace projection.", *IEEE Tran. On Geosci. and Remote Sensing*, Vol.36, No.3, 1030-1032, May. 1998.
 - 27) Chappelle, E. W., KIM, M. S., and McMurtrey, J. E., 1992, Ratio analysis of reflectance spectra (RARS): an algorithm for the remote estimation of the concentrations of chlorophyll A, chlorophyll B, and the carotenoids in soybean leaves. *Remote Sens. Environ.* 39:239-247.
 - 28) Chen, J. M., 1996, Evaluation of vegetation indices and a simple ratio for boreal applications. *Can. J. Remote Sens.* 22:229-242.
 - 29) Clark C. and Canas A., 1995, Spectral identification by artificial neural network and genetic algorithm, *Int. J. Remote Sensing*, Vol.16 No.12, 2255-2275.
 - 30) Clark, R. N. et al., 1990, "High spectral resolution reflectance spectroscopy of minerals.", *Journal of Geophysical Research*, Vol. 95, No.B8, 12653-12680, Aug. 10, 1990.
 - 31) Clark, R. N., and Roush, T. L. (1984), Reflectance spectroscopy: Quantitative analysis techniques for remote sensing applications, *J. Geophys. Res.* 89(B7):6329-6340.
 - 32) Cloutis, E. A., 1996, "Hyperspectral geological remote sensing: Evaluation of analytical techniques." *Int. J. Remote Sensing*, 1996, Vol.17, No. 12, 2215-2242.
 - 33) Collins, W. E. and S. H., Chang (1982) Application of geophysical environmental research (GER) airborne scanner data for detection of hydrothermal alteration in Nevada. In: *Proceedings of the sixth thematic conference on remote sensing for exploration geology*, ERIM, May 16-19, Houston, Texas, USA.
 - 34) Demarez, V., GASTELLU-ETCHEGORRY, P., MOUGIN, E., et al., 1999, Seasonal variation of leaf chlorophyll content of a temperate forest. Inversion of the PROSPECT model. *Int. J. Remote Sens.* 20:879-894.
 - 35) Diner, D. J., and Martonchik, J. V., 1985, "Influence of aerosol scattering on atmospheric blurring of surface features", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. 23, No. 5, September 1985.

- 36) D. N. H. Horler, M. Dockray and J. Barber, 1983, "The red edge of plant leaf reflectance," *Int. J. Remote Sensing*, 4, pp. 273-288.
- 37) Drake, Nick A., Mackin, Steve, and Settle, Jeff J., 1999, "Mapping vegetation, soils, and geology in semiarid shrublands using spectral matching and mixture modeling of SWIR AVIRIS imagery," *Remote Sensing Environment*, 68:12-25(1999).
- 38) Duggin, M. J., 1985, "Factors limiting the discrimination and quantification of terrestrial features using remotely sensed radiance", *Int. J. Remote Sensing*, 1985, Vol. 6, No. 1, 3-27.
- 39) Dutra, L. V. And Mascarenhas, N. D. A., 1984, "Some experiments with spatial feature extraction methods in multispectral classification." *Int. J. Remote Sensing*, 1984, Vol. 5, No. 2, 303-313.
- 40) Elvidge, C.D., Chen, Z.K., and Groeneveld, D.P.(1993), "Detection of trace quantities of green vegetation 1990 AVIRIS data.", *Remote Sensing of Environ.*, 44(2-3):271-279.
- 41) Elvidge C. D. and Z. Chen, 1995, "Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices," *Remote Sensing of Environment*, 54, pp. 38-48.
- 42) Farrand, W. H., Singer, R. B., and Merengi, E., 1994, "Retrieval of apparent surface reflectance from AVIRIS data: A comparison of empirical line, radiative transfer, and spectral Mixing methods", *Remote Sensing Environment*, 47:311-321(1994).
- 43) Ferenc Csillag, Spectral band selection for the characterization of salinity status of soils, *REMOTE SENS. ENVIRON.* 43:231-242(1993)
- 44) Filella, I., SERRANO, L., SERRA, J., and PENUELAS, J., 1995, Evaluating wheat nitrogen status with canopy reflectance indices and discriminant analysis. *Cop Sci.* 35:1400-1405.
- 45) Fisher, A.W.(1991), "Mapping and correlating desert soils and surfaces with imaging spectroscopy," *Proc. of the Third Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Workshop*, JPL Publication 91(28):23-32.
- 46) Foody, G. M., and D. P. Cox, 1994, "Sub-pixel land cover composition estimation using a linear mixture model and Fuzzy membership functions.", *Int. J. Remote Sensing*, 15(3):619-631.
- 47) Fouche P. S., BOTHA E. J., and OGUNNAIKE O. A., 1999, Monitoring nitrogen response on wheat using airborne multi-spectral imaging. 21st Canadian symposium on remote sensing, Ottawa, Canada, :312-
- 48) Fraser, R. S., and Kaufman, Y. J., 1985, "The relative importance of aerosol scattering and absorption in remote sensing", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. 23, No. 5, September 1985.
- 49) Fukunaga, K., Koontz, W.L.G., 1970, "Application of the Karhunen-Loeve expansion to feature selection and ordering.", *IEEE Trans. Comput.*, Vol. C-19, No. 4, pp 311-318, Apr. 1970.
- 50) Gaddis, L. R. et al, 1996, "Decomposition of AVIRIS spectral extraction of surface-reflectance, atmospheric, and instrumental components", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. 34, No. 1, January 1996.
- 51) Gao, B. C., Goetz, F. H. 1990, "Column atmospheric water vapor and vegetation liquid water retrieval from airborne imaging spectrometer data", *J. Geophysical Research*, Vol. 95, No. D4, 3549-3563, April 20, 1990.
- 52) Gao, B. C. et al, 1993, "Derivation of scaled surface reflectance from AVIRIS data", *Remote Sensing Environment*, 44:165-178(1993).
- 53) Gates, D. M., Keegan, H. J., Schketer, J. C., and Weidner, V. R., 1965, Spectral properties of plants, *Appl. Opt.* 4:11-20.
- 54) Geman, S., and Geman, D., 1984, stochastic relaxation, gibbs distributions and the Bayesian restoration of images, *Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 6, 721-741.

- 55) Gilabert M. A., S. Gandia and J. Melia, 1996, "Analyses of spectral-biophysical relationships for a corn canopy," *Remote Sensing of Environment*, 55, pp. 11-20,.
- 56) Gillespie, A.,R. et al., 1990, "Interpretation of residual images: Spectral mixture analysis of AVIRIS images.", Owens Valley,California, in *Proc. 2nd Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) Workshop*,(R.O.Green Ed.), JPL Publ. 90-54,JPL Laboratory, Pasadena, CA, PP.243-270.
- 57) Gitelson, A. A. and MERZLYAK, M. N., 1996, Signature analysis of leaf reflectance spectra: algorithm development for remote sensing of chlorophyll, *J. Plant Physical.*, 148:494-500.
- 58) Gitelson, A. A. and MERZLYAK, M. N., 1997, Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves, *Int. J. Remote Sensing*, 18:2691-2697
- 59) Goetz, A. F. H. and L. C., Rowan 1981 , *Geological remote sensing. Science.* 211:781-791
- 60) Goetz, A. F. H., Vane, G., Solomon, J.E., and Rock, B.N.(1985), *Imaging spectrometry for earth remote sensing*, *Science* 228:1147-1153.
- 61) Goetz, A.F.H. & Srivastava,V.,1985, "Mineralogical Mapping in The Cuprite mining district, Nevada.", In: G. Vane & A. F. H. Geotz(Eds.), *Proc. of the Airborne Imaging Spectrometer(AIS) Data analysis Worksop*, Pasadena, USA,NASA-JPL Publ. 85-41:pp.22-31.
- 62) Goetz, A. F. H. and Mark Herring, 1989, The high resolution imaging spectrometer(HIRIS) for EOS. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing.* Vol.27, No.2.
- 63) Gong,P., Howarth, P. J.,1990, "The Use of structural information for improving Land-cover classification accuracy at the rural-urban fringe.", *Photo. Engi. Remote Sensing*, Vol.56(1),Jan. 1990,67-73.
- 64) Green,A.A., Graig,M.D.,1985, "Analysis of aircraft spectrometer data with logarithmic residuals.", In G. Vane & A.F.H. Goetz(Eds.), *Proc. of the Airborne Imaging Spectrometer Data Analysis Workshop*, Pasadena, USA, NASA-JPL Publication 85-41:pp111-119.
- 65) Green, A. A., Berman, M., Switzer, P, and Craig, M. D., 1988, "A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 26, no. 1, p. 65-74.
- 66) Green, R.O.,1991,"Retrieval of reflectance from AVIRIS measured radiance using a radiative transfer code.", *Proc.3rd Airborne Visible/Infrared imaging spectrometer(AVIRIS) Workshop*(Green Ed.), JPL publication 91-28,Jet propulsion Lab.,Pasadena, CA, pp.200-210.
- 67) Green, R. O. et. al., 1998, "Imaging spectrometer and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer(AVIRIS)", *Remote Sensing of Environment*, 65:227-248(1998).
- 68) Grove, C. I., Hook, S. J., and Paylor, E. D., (1992), "Laboratory reflectance spectra for 160 minerals 0.4 - 2.5 micrometers", JPL Publication 92-2, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, CA.
- 69) Hapke, B.(1981), " Bidirectional reflectance spectroscopy 1. Theory.", *Journal of Geographical Research* 86(B4):3093-3054.
- 70) Harsanyi, J. C., Chang, Chein-I., 1994, "Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection approach.", *IEEE Trans. On Geosci. And Remote Sensing*, Vol.32, No.4, 779-785, July 1994
- 71) Hepner,George F., et al. , 1998, "Investigation of the integration of AVRIS and IFSAR for urban analysis.", *Photo. Engi. & Remote Sensing*, VOL. 64, No.8,Aug. 1998, pp813-820.
- 72) Hlavka, C. A.,1987, "Land-use mapping using edge density texture measures on Thematic Mapper Simulator data",*IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*,Vol.GE-25,No.1,January 1987.
- 73) Hoffbeck, Joseph P., and Landgrebe, David A.,1996,"Classification of remote sensing images having high spectral resolution.", *Remote Sensing Environment.* 57:119-126(1996).

- 74) Horler, D. N. H., DOCKRAY, M., and BARBER, J., 1983, The red edge of plant leaf reflectance, *Int. J. Remote Sens.* 4:273-288.
- 75) Hsikkonen, J. and I. Kanellopoulos, 1997, "Urban land use mapping with multispectral and SAR satellite data using neural networks.", *IGARSS'97*, III 1660-1662.
- 76) Hsu, S. (1978), "Texture tone analysis for automated land use mapping.", *Photo. Engi. Remote Sensing*, 44(11):1393-1404.
- 77) Huete A.R., 1986, separation of soil-plant spectral mixtures by factor analysis, *Remote sens. Environ.* 19:237-251.
- 78) Hughes, G. F., 1968, "On the mean accuracy of statistical pattern recognizers", *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. IT-14, 55-63, 1968.
- 79) Hunt, G.R., and Salisbury, J.W., 1970, Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks I: silicate minerals. *Modern Geology*, 1, 283-300.
- 80) Hunt G. R. 1980 Electromagnetic radiation : The communication link in remote sensing. In: B. Siegal and A. Gillespie (Eds), *Remote Sensing in Geology*, New York, Wiley: 702pp
- 81) Hurcom, S.J., Harrison A.R., and Taberner, (1994), Factor analysis of semi-arid vegetation response using AVIRIS and airborne video data. *Proceedings of the first international airborne remote sensing conference and exhibition.*
- 82) Ifarraguerri, A., Chang, C.-I., 1999, "Multispectral And hyperspectral image analysis with convex cones." *IEEE Trans. on Geosci. And Remote Sensing*, Vol. 37, No. 2, March 1999, 756-770.
- 83) Iisaka J., H. Yoshimori, Y. Yasuda, Y. Emori, "Phenomena modeling of remotely sensed data by image rating.", *Proc. of the 15th Int. Symp. On Remote Sensing Environment*, PP. 1127-1140, Ann Arbor, 1981.
- 84) Irons, J. R. and Petersen, G. W., 1981, "Texture transforms of remote sensing data.", *Remote Sensing of Environment*, 11:359-370 (1981).
- 85) Jacquemoud, S., Baret, F. and Hanocq, J.F. (1992), Modeling spectral and directional soil reflectance. *Remote Sens. Environ.* 41:123-132.
- 86) Jacquemoud, S., Baret, F. et al., (1995), Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the PROSPECT+SAIL models on sugar beet canopy reflectance data application to TM and AVIRIS sensors. *Remote Sens. Environ.* 52:163-172.
- 87) Jianguo Liu, 1998, A spectral preserve image fusion technique for improving spatial details, presented at the Thirteenth International Conference on Applied Geological Remote Sensing, -263, 269.
- 88) Jia, Xiuping, Richards, J.A., 1994, "Efficient maximum likelihood classification for imaging spectrometer data sets.", *IEEE Trans. On Geosci. And Remote Sensing*, Vol. 32, No. 2, 274-281, March 1994.
- 89) Jia, Xiuping, and Richards, John A., 1998, "Progressive two-class decision classifier for optimization of class discriminations.", *Remote Sensing of Environment*, 63:289-297 (1998).
- 90) Jia, Xiuping, Richards, J. A., 1999, "Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification.", *IEEE Trans. On Geosci. And Remote Sensing*, Vol. 37, No. 1, 538-542, Jan. 1999.
- 91) Johnson, P.E. et al. (1983). "A semiempirical method for analysis of the reflectance spectra of binary mineral mixtures.", *Journal of Geographical Research* 88(B4):3557-3561.
- 92) Johnson, L.F., Billow C.R., (1996), "Spectrometric estimation of total nitrogen concentration in Douglas-fir foliage", *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 17, No. 3, 489-500.

- 93) Joseph P. H. and David A. L., Classification of remote sensing images having high spectral resolution, *Remote Sensing of Environment*, 57:119-126, 1996.
- 94) Kaufman, Y.J., and Fraser, R.S. 1984, "The effect of finite field size on classification and atmospheric correction.", *Remote Sensing Environ.*, Vol. 15, pp95-118, 1984.
- 95) Kaufman, Y. J., 1987, "Satellite sensing of aerosol absorption", *J. Geophysical Research*, Vol. 92, No. D4, 4307-4317, April 20, 1987
- 96) Kaufman, Y. J. and Sendra, C., 1988a, "Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near-IR satellite imagery", *Int. J. Remote Sensing*, 1988, Vol. 9, No. 8, 1357-1381.
- 97) Kaufman, Y. J., 1988b, "Atmospheric effect on spectral signature-Measurements and correction", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. 26, No. 4, July 1988.
- 98) KEVIN R. S., GERY W., ROBERT L. F., MICHAEL V. C., et al. 1999, Application of digital Multispectral imagery to littoral zone soil and elevation modeling. 21st Canadian symposium on remote sensing, Ottawa, Canada, :83-89.
- 99) Kim, B., Landgrebe, D. A., 1991, "Hierarchical classifier design in high-dimensional numerous class cases.", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. GE-29, No. 4, 518-528, July 1991.
- 100) Kittler, J., and Foglein, J., 1984, contextual classification of multispectral pixel data. *Image and vision computing*, 2, 13-29.
- 101) Klein, R., and Press, S.J., 1989, contextual Bayesian classification of remotely sensed data. *Communications in statistics: Theory and methods*, 18, 3177-3202.
- 102) KNEUBUEHLER M., BORNER A., et al., 1999, Sensitivity analysis of spectral properties using multisensor image data. 21st Canadian symposium on remote sensing, Ottawa, Canada, :83-89.
- 103) Kokaly, R. F., Investigating a physical basis for spectroscopic estimates of leaf nitrogen concentration, *Remote sens. Environ.*, 75:153-161.
- 104) Kruse, F.A. et al, 1993, The spectral image processing system (SIPS)-Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data, *Remote Sensing of Environment*, 44 : 145-163.
- 105) Kruse, F. A., Careen-Young, K. S., and Boardman, 1990, J. W., Mineral mapping at Cuprite, Nevada with a 63 channel imaging spectrometer, *Photogram. Eng. Remote Sens.*, 56:83-92,.
- 106) Labovitz, M., 1984, "The influence of autocorrelation in signature extraction-An example from a geobotanical investigation of Cotter Basin, Montana.", *Int. J. Remote Sensing*, 5, 315-332.
- 107) Lambin, E. F., and Strahler, A. H., 1994, Indicators of land-cover change for change-vector analysis in multi-temporal space at coarse spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 15, 2099- 2119.
- 108) Landgrebe, D.A. , 1992a, "A perspective on the analysis of hyperspectral data.", *IGARSS'92*, 1362-1364.
- 109) Landgrebe, D. A. 1992b, "On the use of stochastic process-based methods for the analysis of hyperspectral data.", *IGARSS'92*, 552-554.
- 110) Lee, Chulhee, and Landgrebe, David A., 1991, "Fast likelihood classification.", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. 29, No. 4, 509-517, July 1991.
- 111) Lee, C. and Landgrebe, D. A., 1992, "Analyzing high dimensional data.", *IGARSS'92*, 561-563.
- 112) Lee, C. and Landgrebe, D. A., 1993, "Feature extraction based on decision boundaries.", *IEEE Trans on P.A.M.I.* Vol. 15, No. 4, April 1993.
- 113) Lee, J., Philop, W. D., 1991, "Spectral texture pattern matching: A classifier for digital imagery", *IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing*, Vol. GE-29, No. 4, 545-554, July 1991.

- 114) Marr D. and Hildreth E.. Theory of edge detection. Proc. Roy. Soc. Lond. vol. B207, pp483-524, 1976.
- 115) Martin, M.E. et al., 1998, "Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data.", Remote Sensing Environ., 65:249-254.
- 116) Mazer, A. S., Martin, M., Lee, M., and Solomon, J. E., 1988, Image Processing Software for Imaging Spectrometry Analysis: Remote Sensing of Environment, v. 24, no. 1, p. 201 - 210.
- 117) Melack, J.M. , Gastil, M. (1992), "Seasonal and spatial variations in phytoplanktonic chlorophyll in eutrophic Mono Lake, California, measured with the AVIRIS. ", Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience workshop, JPL Propulsion Lab., Pasadena, CA, 53-55.
- 118) Merzlyak, M. N., GITELSON, A. A., and ZUR, Y., 1999, Remote detection of leaf senescence, 21st Canadian symposium on Remote Sensing, Ottawa, Canada, : 197-203.
- 119) Miller J. R., Hare E.W. and Wu j., 1990, Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectance: An inverted-Gaussian reflectance model. Int. J. Remote Sensing, Vol. 11, No. 10, 1755-1773.
- 120) Mohn, E., Hjort, N.L., and Storvik, G.O., 1987, A simulation study of some contextual classification methods for remotely sensed data. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 25, 796-804.
- 121) Moren M. S., INOVE Y., and BARNES E. M., 1997, Opportunities and limitations for image-based remote sensing in Precision crop management, Remote Sens., Environ., Vol. 61, PP. 319-346.
- 122) Mustard, J.F. and Pieters, C.M. (1987), "Quantitative abundance estimates from bidirectional reflectance measurements." In Proc. Lunar Planet. Sci. Conf., 17th, Part 2, Journal of Geophysical Research 92(B4):E617-E626.
- 123) Mustard, J.F., 1993, "Relationship of soil, grass, and bedrock over the Kaweah Serpentine Melange through spectral mixture analysis of AVIRIS data.", Remote Sensing Environ. 44(2-3):293-308.
- 124) Myneni, R.B. et al. , 1995, "The interpretation of spectral vegetation indices." , IEEE Trans. On Geosci. & Remote Sensing, 1995, 33(2).
- 125) Nelson, R., and HOLBEN, B., 1986, Identifying deforestation in Brazil using multi-resolution satellite data. International Journal of Remote Sensing, 7, 429- 448.
- 126) Novo, E. et al. (1995), "An algorithm for chlorophyll using first difference transformations of AVIRIS reflectance spectra.", Summaries of the Fifth Annual JPL Airborne Earth Science workshop, JPL Propulsion Lab., Pasadena, CA, 121-124.
- 127) Ormsby, J.P. 1992, "Estimation of natural and man made feature using Landsat TM data." Int. J. Remote Sensing, Vol. 13, pp303-318, 1992.
- 128) Palacios-Orueta, A. , Ustin, S. L. (1996), "Multivariate statistical classification of soil spectra." Remote Sensing of Environment. 57(2):108-118.
- 129) Pesses, M. E., 1999, "A least-square-filter hybrid approach to hyperspectral subpixel demixing", IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing, Vol. GE-37, No. 2, 846-849, March 1999.
- 130) Philpot, W., 1991, "The derivative ration algorithm: Avoiding atmospheric effects in remote sensing", IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing, Vol. 29, No. 3 , May 1991.
- 131) Piech, M.A. and K.R. Piech, 1987, "Symbolic representation of hyperspectral data.", Applied Optics 26(18):4018-4026.
- 132) Quattrochi, D. A., 1983, "Analysis of Landsat-4 Thematic data for classification of the mobile, Alabama metropolitan area.", Proc. of the 7th Int. Symp. On Remote Sensing of Environment., 1393-1402.

- 133) Rast, M. (1991), "Imaging spectrometer and its application in spaceborne systems.", ESA SP-1144 ESTEC, Noordwijk, The Netherlands: ESA Publications Division, 144p.
- 134) Ray, T.W. and B.C. Marray (1996), "Nonlinear spectral mixing in desert vegetation.", *Remote Sensing Environ.*, 55:59-64.
- 135) Richards, John A., *Remote Sensing Digital Image Analysis, An Introduction*, Springer-Verlag, 1986.
- 136) Ridd, M.K., 1995, "Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities.", *Int. J. Remote Sensing*, 1995, Vol. 16, No. 12, 2165-2185.
- 137) R. Pu, P. Gong and J. Miller, 1993, "Regression analysis between leaf area index of Pine tree and CASI data of high resolution," *Remote Sens. Envi. China*, 8, pp. 112-125.
- 138) Roberts D.A., Yamaguchi Y., and Lyon, R.J.P., 1985, Calibration of airborne imaging spectrometer data to percent Reflectance using field spectral measurements. *Proceedings of nineteenth international symposium on remote sensing of environment*.
- 139) Roberts, D.A., Smith, M.O. and Adams, J.B. (1993), "Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation, and soils in AVIRIS data.", *Remote Sensing of Environment* 44:255-269.
- 140) Roberts, D.A. et al., 1998, "Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models.", *Remote Sensing Environ.* 65:267-279.
- 141) Rossov J. P., NARCISO G., 1999, Improvement of digital multi-spectral images and processing techniques for the use in precision farming. 21st Canadian symposium on remote sensing, Ottawa, Canada, : 497-501.
- 142) Rubin, Tod D., 1993, "Spectral mapping with imaging spectrometers.", *Photo. Engi. & Remote Sensing*, Vol. 59, No. 2, Feb. 1993, pp 215-220.
- 143) Ryherd, S. And Woodcock, C., 1996, "Combining spectral and textural data in the segmentation of remotely sensed images.", *Photo. Engi. Remote Sensing*, 62(2):181-194.
- 144) Sabins Floyd F., (1996), *Remote Sensing Principles and Interpretation*, W.H. Freeman and Company, New York.
- 145) Saebo, H.V., Braten, K.H., Hjort, N.L., Llewellyn, B., and Mohn, E., 1985, contextual classification of remotely sensed data: Statistical methods and development of a system. Project report. Norwegian computing center. Oslo. Norway.
- 146) Safavian, S.R. and Landgrebe, D.A. (1990), "A survey of decision tree classifier methodology.", *IEEE Trans. On System, Man, and Cybernetics*, Vol. 21, 660-674.
- 147) Sali, E. and Wolfson, H., 1992, "Texture classification in aerial photographs and satellite data", *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 13, 3395-3408, 1992.
- 148) Salisbury, J. W., Wald, A., and D'Aria, D. M., 1994, "Thermal-infrared remote sensing and Kirchhoff's law 1. Laboratory measurements", *Jour. of Geophysical Research*, v. 99, p. 11,897-11,911.
- 149) Satoshi Tsuchida, Takayuki Odajima et al. 1994, "Spectral pattern analysis for geobotanical discrimination of rock types." *The Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing*, San Antonio, Texas, 9-12 May 1994.
- 150) Schowengerdt, R. A., "Remote Sensing models and methods for image processing", Second edition, Depart. Electroical and Computer Engineering University of Arizona, Tucson, Arizona. 1997.
- 151) Schepers, J. S., BLACKMER, T. M., WILHELM, W. W., and RESENDE, M., 1996, Transmittance and reflectance measurements of corn leaves from plants with different nitrogen and water supply. *J. Plant Physical*. 148:523-529.

- 152) Settle, J. J., 1996, "On the relationship between unmixing and subspace projection.", IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing, Vol. GE-34, No. 4, 1045-1046, July 1996.
- 153) Smith, M.O., Johnson, P.E. and Adams, J.B. (1985), "Quantitative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal components analysis." In Proc. Lunar Planet. Sci. Conf. 15th, Part 2, Journal of Geophysical Research 90(Suppl.):C797-C804.
- 154) Smith, M.O., et al. (1987), "Calibrating AIS images using the surface as a reference." In Proc. 3rd Airborne Imaging Spectrometer Data Analysis Workshop (G. Vane, Eds.), JPL Publ. 87-30, JPL Laboratory, Pasadena, CA, PP. 63-69.
- 155) Smith, M.O., Ustin, S.L., Adams, J.B., and Gillespie, A.R. (1990), "Vegetation in deserts: 1. A regional measure of abundance from multispectral images.", Remote Sensing Environment, 31:1-26.
- 156) Subbaram, H., Abend, K., 1993, "Interference suppression via orthogonal projections: A performance analysis.", IEEE Trans. On Antennas & Propagation, Vol. 41, No. 9, 1187-1194, Sept. 1993.
- 157) Susner, N.J., J.T. Lo, and T.B. McCord, 1994, "A Hyperspectral Image Processing System – HIPS", Proceedings of the International Symposium on Spectral Sensing Research, San Diego, California, pp. 496.
- 158) Swain, P.H. and Hauska, H. (1977), "The decision tree classifier: design and potential.", IEEE Trans. On Geosci. Electronics, Vol. GE-15, pp. 142-147.
- 159) Swain, P. H. and Davis, S. M. (eds) 1978, Remote Sensing: The Quantitative Approach. New York: McGraw-Hill.
- 160) Switzer, P., 1980, Extensions of linear discriminant analysis for statistical classification of remotely sensed satellite imagery. Mathematical Geology, 12, 367-376.
- 161) Switzer, P., 1983, Some spatial statistics for the interpretation of satellite data. Bulletin of international statistical institute. 50. 962-972.
- 162) T. Sakurai-Amano, J. Iisaka and M. Takag, "A feature mixing models for AVHRR data.", Proc. Int. Symp. Remote Sensing, PP. 50-55, Chedu, Korea, Oct. 1996.
- 163) Takako Sakurai-Amano, Joji Iisaka, 1997 "Comparison of land cover indices of AVHRR data.", IGARSS'97, Vol. II, 916-918.
- 164) Tanre, D., et al. 1979, "Atmospheric modeling for space measurements of ground reflectance, including bidirectional properties." Applied Opt. Vol. 18, no. 21, pp. 3587-3594, 1979.
- 165) Thomas, I. L. et al., 1987, "A review of multi-channel indices of class separability.", Int. J. Remote Sensing, 1987, Vol. 8, No. 3, 331-350.
- 166) Tu, Te-Ming, Chen Chin-Hsing and Chang Chein-I, 1998a, "A noise subspace projection approach to target signature detection and extraction in an unknown background for hyperspectral images.", IEEE Trans. Geosci. & Remote Sensing, Vol. 36, No. 1, 171-181, Jan. 1998.
- 167) Tuanjie LIU, Liangyun LIU, Bing ZHANG, etc., (2001), Introduction of an airborne narrowband multi spectral digital camera system and its image restoration method, Proceedings of SPIE. Vol. 4548, p. 27-31.
- 168) Vane, G. (Ed.), Airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS), JPL Publ. 87-38, Jet Propul. Lab., Pasadena, Calif., 1987.
- 169) Van der marel and Beutelspacher, H., 1976, Atlas of infrared spectroscopy of clay minerals and their admixtures.
- 170) Vane, Gregg and Goetz, Alexander F. H., 1993, "Terrestrial imaging spectrometry: Current status, future trends.", Remote Sensing of Environment, 44:117-126 (1993).

- 171) Wang, F., 1990, "Fuzzy supervised classification of remote sensing images." IEEE Trans. on Geosci. & Remote Sensing, 28(2):194-201.
- 172) Wharton, Stephen W., 1986, "A spectral-knowledge-based approach for urban land-cover discrimination.", IEEE Trans. on Remote Sensing, Vol. GE-25, No. 3, 272-282, 1987.
- 173) Xia ZHANG, Bing ZHANG, Liangyun LIU, etc., (2002), Estimating Foliar Nitrogen Concentration with Hyperspectral Remote Sensing Image, Proceedings of SPIE, Vol. 4897-52.
- 174) Young, A., and BRITTON, G., 1990, Carotenoids and stress responses in Plants: Adaptation and acclimation mechanisms (R. G. Alscher and J. R. Cumming, Eds.), Wiley-Liss, New York, pp. 87-112.

在读博士学位期间 (2000-2002) 发表论文情况 :

- 1) Bing ZHANG, Xiangjun WANG, Jianguo LIU, etc., (2000), Hyperspectral Image-Processing and Analysis System and Its Applications, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing , Vol.66, Iss.5, pp605-609.
- 2) 张霞, 张兵, 郑兰芬等, (2000), 航空热红外多光谱数据的地物发射率谱信息提取模型及其应用研究, 红外与毫米波学报, 第 19 卷第 5 期, pp361-365.
- 3) 刘建贵, 张兵, 郑兰芬等, (2000), 成像光谱数据在城市遥感中的应用研究, 遥感学报, 第 4 卷第 3 期. pp224-227
- 4) 张兵, 赵永超, 熊桢等, (2000), 中巴地球资源一号卫星数据质量评价与地质应用, 《中巴地球资源卫星数据应用评价文集》, pp117-124.
- 5) 张霞, 张兵, 赵永超等, (2000), 中巴地球资源卫星 IRMSS 数据处理与质量评价, 《中巴地球资源卫星数据应用评价文集》, pp134-140.
- 6) Bing ZHANG, Xia ZHANG, Tuanjie LIU, etc., (2001), Dynamic analysis of hyperspectral vegetation indices, Proceedings of SPIE, Vol.4548, pp32-38.
- 7) Bing ZHANG, Qingxi TONG, Lanfen ZHENG, (2001), Hyperspectral Remote Sensing Technology and Applications in China, Proceedings of International Symposium on Remote Sensing, Korea, pp529-535.
- 8) Tuanjie LIU, Liangyun LIU, Bing ZHANG, etc., (2001), Introduction of an airborne narrowband multispectral digital camera system and its image restoration method, Proceedings of SPIE. Vol.4548, p27-31.
- 9) 郑兰芬, 张兵, 刘建贵, (2001), 成像光谱信息分析与应用, 《对地观测技术与数字城市》专著第三章, 科学出版社, pp74-95.
- 10) 刘良云, 张兵, 郑兰芬等, (2002), “ 利用温度和植被指数进行地物分类和土壤湿度反演 ”, 红外与毫米波学报, 第 21 卷第 4 期, pp269-273.
- 11) Bing ZHANG, Xia ZHANG, Liangyun LIU, etc., (2002), Spectral unmixing and image classification supported by spatial knowledge, Proceedings of SPIE, Vol4897-52.
- 12) Bing ZHANG, Liangyun LIU, Yongchao ZHAO, etc., (2002), Natural and Artificial Target Recognition by Hyperspectral Remote Sensing Data. Proceedings of SPIE,

Vol4741B, pp345-350.

- 13) Liangyun LIU, Bing ZHANG, Genxing XU, etc., (2002), Vegetation classification and soil moisture calculation using land surface temperature (LST) and vegetation index (VI), Proceedings of SPIE, Vol4730, p319-323.
- 14) Liangyun LIU, Bing ZHANG, Lanfen ZHENG, (2002), Estimating wheat biochemical concentration from field reflectance spectra, Proceedings of SPIE, Vol4897.
- 15) Xia ZHANG, Bing ZHANG, Liangyun LIU, etc., (2002), Estimating Foliar Nitrogen Concentration with Hyperspectral Remote Sensing Image, Proceedings of SPIE, Vol4897-52.

在读博士学位期间 (2000-2002) 主要对外学术交流活动：

- 1) 2000 年 06 月, 美国科罗拉多大学, 高光谱成像与数据分析研讨会。
- 2) 2000 年 08 月, 日本长野, 航空高光谱农业遥感实验与地面调查。
- 3) 2000 年 11 月, 马来西亚国家遥感中心, “Hyperspectral RS data processing” 学术讲座。
- 4) 2001 年 02 月, 日本东京, “Airborne Hyperspectral RS Data Processing and Analysis in Minamimaki Area of Japan” 学术报告。
- 5) 2001 年 08 月, 日本埼玉县, 航空高光谱农业遥感实验与地面调查。
- 6) 2001 年 10 月, 韩国济州, 中、日、韩三国遥感研讨会 “中国高光谱遥感技术与应用” 专题报告。
- 7) 2001 年 11 月, 马来西亚, 航空高光谱遥感实验与地面调查
- 8) 2002 年 03 月, 日本东京, “Airborne Hyperspectral RS Data Processing and Analysis in Arakawa Area of Japan” 学术报告。
- 9) 2002 年 05 月, 美国迈阿密, 参加第五届国际航空遥感大会。
- 10) 2002 年 06 月, 中国温州, 中国空间科学学会空间遥感专业委员会高光谱遥感技术与应用研讨会, “高光谱数据自适应智能化处理技术发展” 学术报告。
- 11) 2002 年 07 月, 马来西亚国家遥感中心, 应邀举办了为期两个星期的 “高光谱遥感数据处理与应用” 学习班。
- 12) 2002 年 09 月, 日本川上地区, 农业遥感地面调查。
- 13) 2002 年 10 月, 中国杭州, 国际光学学会亚太大气、环境与空间遥感大会 “Spectral unmixing and image classification supported by spatial knowledge” 专题报告。
- 14) 2002 年 11 月, 中国台湾, 海峡两岸青年遥感探测学术论坛 “Dynamic Analysis of Crop Growth Based on Hyperspectral Remote Sensing Data” 学术报告, 并获得优秀论文奖。

致 谢

衷心感谢我的导师童庆禧院士和郑兰芬研究员。童老师渊博的学识、不断求新和探索的科学精神、敏锐的思维、旺盛的工作热情永远是我学习的榜样，郑老师持之以恒的工作精神和热情也时时地感染着我。他们在我成长的各个方面都给予了极大的帮助和鼓励。是童老师和郑老师将我领入了高光谱遥感的学科大门，在过去的八年里，我的每一个细小的进步无不浸透着他们辛勤的汗水和孜孜不倦的教诲。是他们的智慧和辛勤的工作为我以及我的同事、同学们提供了一个良好的工作和学习环境、一个多层次国际交流的科研环境。因此，我的博士论文绝不仅仅是他们精心指导的结果，其中更包含了长期以来他们对这个科研群体乃至这个学科的巨大贡献。

衷心感谢中科院上海技物所的薛永祺院士以及他领导下的研究集体，薛院士作为中国高光谱遥感的开拓者之一，在国内外多次的航空遥感实验中，他深厚的专业功底、开朗幽默的性格都给我留下了深刻的印象。他们在高光谱传感器研制方面的成就为我国的高光谱遥感应用研究提供了得天独厚的实验条件，我论文中使用的数据主要就是来源于技物所研制的国产仪器，这也是我们应该引以自豪的。

衷心感谢田国良研究员、朱重光研究员、项月琴研究员、徐根兴研究员，他们在我论文的撰写中，给予了我很好的建议和指导，在日常的科研中也给予过我巨大的帮助。

衷心感谢人教处余琦老师对我完成学业的支持，她干练的工作作风和对学生认真负责的态度同时也是我学习的榜样。

我还要感谢实验室的张霞、刘良云帮助我整理和处理了大量数据，感谢赵永超、刘团结、周丽萍以及实验室其它学生对我科研工作的大力支持。

在此我也不禁想到了王晋年、王向军、刘建贵、熊桢等学友，留恋与他们快乐、和谐的学习与工作时光，并对他们一如继往对我的帮助表示衷心感谢。

最后我要特别感谢我的父母对我的抚育之恩、我的兄长对我始终如一的关爱。感谢我的夫人对我生活上的关心、工作上的理解和巨大支持。