

分类号\_\_\_\_\_

密级\_\_\_\_\_

UDC \_\_\_\_\_

编号\_\_\_\_\_

# 中国科学院研究生院 博士学位论文

## 基于遥感成像分析的植被信息提取模型研究

焦全军

指导教师 童庆禧 院 士 中国科学院遥感应用研究所

张 兵 研究员 中国科学院对地观测与数字地球科学中心

郑兰芬 研究员 中国科学院遥感应用研究所

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 2008 年 5 月 论文答辩日期 2008 年 6 月

培 养 单 位 中国科学院遥感应用研究所

学位授予单位 中国科学院研究生院

答辩委员会主席\_\_\_\_\_



Ph.D. Dissertation

**STUDY ON VEGETATION INFORMATION EXTRACTION  
MODEL THROUGH IMAGING PROCESS ANALYSIS**

By

**JIAO Quanjun**

Supervisor: Prof. TONG Qingxi

Prof. ZHANG Bing

Prof. ZHENG Lanfen

Submitted in fulfillment of the requirements for the degree of

Doctor of Philosophy

in

The State Key Laboratory of Remote Sensing Science,  
Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences  
Beijing

June 2008



本论文的研究得到国家自然科学基金项目“基于植被指数时间序列的作物种植模式信息提取研究”（40601069）和中国科学院知识创新工程重要方向项目“航天遥感图像仿真模拟关键技术研究”（kzcx2-yw-303）联合资助。

# 中国科学院遥感应用研究所

## 学位论文原创性声明和使用授权说明

### 原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

### 学位论文使用授权说明

本人完全了解中国科学院遥感应用研究所关于收集、保存、使用学位论文的规定，即：  
按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；  
研究所有权保存学位论文的印刷本和电子版，并提供目录检索与阅览服务；  
研究所可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文；  
在不以赢利为目的的前提下，研究所可以公布论文的部分或全部内容。

（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 导师签名：

日期： 年 月 日

## 摘 要

植被信息提取是遥感应用的一个重要内容,通过遥感手段提取的植被信息已被应用到生态模型运转、植被覆盖类型填图、植被生长状况诊断、作物估产、灾害监测等多个领域。植被信息提取模型构建大多借助于遥感地面实验,为了提高模型的信息提取精度和普适性,仍需更多的地面实验数据进行植被信息提取模型的检验和完善。新的遥感器不断出现,针对新遥感器的植被信息提取建模也需要借鉴已有的地面实验数据和植被信息提取模型。遥感数据的多元化一定程度上加大了植被遥感信息提取模型推广和改进的难度,而遥感数据特征与遥感成像过程的特点是分不开的。因此,研究遥感的成像过程对植被信息提取的影响,是发掘遥感图像特点、优化植被信息提取模型的重要途径。

本文将光学遥感成像模型与植被遥感信息提取模型相结合,在植被信息提取常规建模、特定遥感成像参数下的遥感数据模拟、成像因子对植被信息提取影响分析、植被信息提取模型优化等方面开展了系统的研究工作。

论文首先分析和总结了目前常用的植被遥感信息提取建模方法,针对植被理化参量之间以及光谱波段之间的强相关的问题,引入偏最小二乘方法(PLS)和基于 PROSAIL 模型的植被参量反演的统计方法,构建了普适性较好的植被信息提取模型,并利用实测数据进行模型精度验证。在此基础上,研究了光谱指数参与树种分类中的特征提取和特征选择,并将特征提取和选择结果用于森林树种分类。光谱指数能够更有效地表征植被结构和理化属性信息,提高了树种分类精度。

通过分析遥感成像的主要过程,完成了遥感成像过程数学模型建模,论文基于遥感成像过程模型实现了特定成像条件下的遥感数据模拟。利用特定成像参数的遥感模拟数据以及对应的植被属性,分析了空间尺度、光谱采样、成像几何等成像关键因子对植被参量反演和地物分类的影响。

在对成像因子的植被信息提取影响的分析基础上,研究了不同波段宽度下的遥感特征之间的相关关系,建立了不同波段宽度的遥感特征之间的转换关系,并将转换关系耦合到已有的植被参量反演模型中,获得了适应新遥感数据、鲁棒性更强的植被参量反演优化模型;论文研究了成像因子修正对植被参量提取的影响,提出了基于遥感尺度因子的多参量协同反演模型。通过考虑像元内的植被混合状况,构建基于植被盖度的 LAI、叶绿素含量协同反演模型;提出了使用以成像几何参数匹配植被参量反演模型的方法,建立了环境与减灾小卫星 HJ-1A 多

光谱相机的成像几何模型，构建了成像几何参数匹配的植被参量反演模型查找表，并利用地面成像光谱仪实验数据、高光谱卫星 CHRIS 图像数据进行了模型验证和推广。

本篇博士学位论文力图在降低植被遥感不确定性、提高植被信息提取精度方面做出尝试。其研究成果可以为新遥感器的植被信息提取模型建模提供有效思路和方法，同时有助于扩大已有遥感应用模型的数据适用范围和提高已有模型、地面数据的应用效率。

**关键词：**遥感 植被信息提取 光谱指数 成像过程 模型优化



## ABSTRACT

Vegetation information extraction is an important content of remote sensing application. Vegetation information extracted through remote sensing image has been used in the application of many fields, such as running bio-ecological model, vegetation sort mapping, monitoring disaster, and so on. Vegetation information extraction model is usually built by remote sensing ground synchronous experiment, in order to improve the veracity and applicability, more ground experiment data are needed to check out and adjust some existing models of vegetation information extraction. Because of new remote sensors' continual invention, the vegetation information extraction model prepared with new remote sensors should also draw the existing ground experiment data and the existing model. The diversification of remote sensing data enlarges difficulty in model generalizing and model modification, while, the features of remote sensing data are inseparable to those of remote sensor's imaging process. Then, study on the influence of remote sensor imaging process to vegetation information extraction is an important approach of mining remote sensing image's features of and optimizing the existing remote sensing model.

This paper couples remote sensing imaging process model with vegetation information extraction model and studies systemically on the vegetation information extraction general modeling, data simulation with the remote sensing image features, analyzing the influence of imaging factor to vegetation information extraction and optimizing vegetation information extraction model.

At first, this paper analyzes and summarizes the methods commonly used of vegetation information extraction modeling. Because of the problem that there is strong correlation between vegetation parameters and also between vegetation remote sensing signals, Partial Least-squares Regression (PLS) method and the PROSAIL-based inversion algorithm are introduced to retrieve vegetation biophysical and biochemical parameters. Vegetation spectral features extraction including spectral indices and feature selection method are also used in forest species classification. Those spectral indices can represent forest canopy structure characteristics and leaf biochemical characteristics and the classification accuracies of

forest species in this paper are indeed improved.

Through analyzing imaging processes of optical remote sensing, mathematical modeling of those processes is accomplished. Based on the imaging process model, this paper accomplishes remote sensing data under some imaging conditions. Utilizing the simulated spectra data and the corresponding vegetation attribute, we analyze the influences of some key imaging factors including spatial scales, spectrum sampling and image geometry to vegetation parameter prediction and land cover classification.

On the basis of analyzing the imaging factors' influence to vegetation information extraction, the conversion relation of the remote sensing features between different band widths is set up. Coupling the conversion relation with the existing model of retrieving vegetation parameters, vegetation parameter predicted models can be adjusted and those adjusted models are fit to new remote sensing data. This paper studies the influences of imaging factors to the vegetation parameter extraction and brings forward the Multi-Parameters Synergy Inversion model based on the remote sensing scale factor. Through thinking about the mixed pixel involving vegetation and non-vegetation subpixel and setting up the LAI, chlorophyll content synergy inversion model based on the vegetation fraction, we bring forward the method of matching vegetation parameter inversion model according to image geometry parameter. The image geometrical model of HJ-1A multi-spectral camera is built. Model validation is carried out with ground experiment data and CHRIS hyperspectral images

This paper makes great efforts in reducing the indetermination of vegetation remote sensing and improving the precision of vegetation classification. The study production might supply the vegetation information extraction model modeling of new remote sensor with available thoughtway and method, at the same time, it is also redound to enlarge the application scope of the existing remote sensing model and to improve the application efficiency of the existing model and ground data.

**Key Words:** Remote sensing; vegetation information extraction; spectral index; imaging process; model optimization

# 目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT .....	III
目 录.....	V
第一章 引言 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 国内外研究进展.....	2
1.2.1 光学遥感器多元化发展趋势.....	2
1.2.2 遥感植被信息提取技术的发展概况 .....	3
1.2.3 植被信息提取建模的遥感成像因素分析 .....	7
1.3 研究内容和研究思路.....	9
1.3.1 研究内容.....	9
1.3.2 研究思路.....	10
1.4 研究工作的实验背景.....	11
第二章 植被信息提取的常规建模.....	13
2.1 光谱特征分析与光谱指数.....	13
2.1.1 植被光谱特征分析.....	13
2.1.2 植被光谱指数.....	16
2.2 植被理化参量信息提取 .....	18
2.2.1 植被理化参量定义及地面测量 .....	18
2.2.2 常用植被理化参量反演方法.....	19
2.2.3 基于叶片光谱的 PLS 回归参量反演.....	21
2.2.4 基于物理模型和光谱指数的参量反演.....	23
2.3 植被精细分类 .....	31
2.3.1 HUGHES 现象.....	31
2.3.2 特征提取与特征选择 .....	32
2.3.3 基于光谱指数的植被精细分类 .....	33
2.4 本章小结 .....	37
第三章 遥感成像过程模型与图像模拟.....	39
3.1 遥感成像的物理过程及数学模型 .....	39
3.1.1 遥感成像的物理过程.....	39
3.1.2 成像过程的数学模型.....	40
3.2 基于成像过程模型的遥感信号模拟方法.....	45
3.2.1 成像图像模拟总体思路.....	45
3.2.2 地物反射率模拟方法.....	46
3.2.3 大气辐射传输过程模拟方法.....	47
3.2.4 遥感器成像系统模拟方法.....	47
3.3 使用高空间、高光谱分辨率数据的遥感图像模拟.....	49
3.3.1 地面反射率底图数据获取 .....	49
3.3.2 大气辐射传输过程模拟结果.....	49

3.3.3 成像系统模拟结果.....	51
3.3.4 验证与分析 .....	52
3.4 基于地物光谱先验知识的光谱重建.....	53
3.4.1 光谱比率空间构建.....	54
3.4.2 基于光谱比率插值的光谱重建 .....	54
3.4.3 验证与分析 .....	55
3.5 植被理化参量驱动的光谱模拟.....	58
3.5.1 植被理化参量以及植被盖度获取.....	59
3.5.2 考虑像元混合参数的植被辐射传输模型正演 .....	60
3.5.3 验证与分析 .....	61
3.6 本章小结 .....	63
<b>第四章 遥感成像因子对植被信息提取的影响分析 .....</b>	<b>65</b>
4.1 面向植被信息提取的成像敏感因子选择.....	65
4.1.1 植被地表的复杂性.....	66
4.1.2 大气因子.....	67
4.1.3 遥感器因子 .....	68
4.2 成像敏感因子对植被参量反演的影响分析 .....	71
4.2.1 空间尺度因子的影响分析 .....	71
4.2.2 光谱采样因子的影响分析 .....	79
4.2.3 成像几何因子的影响分析 .....	83
4.3 成像敏感因子对地物分类的影响分析 .....	85
4.3.1 空间分辨率对地物分类的影响分析 .....	85
4.3.2 光谱分辨率对地物分类的影响分析 .....	87
4.3 本章小结 .....	89
<b>第五章 成像因子修正植被遥感模型及实验验证.....</b>	<b>90</b>
5.1 模型优化思路 .....	90
5.2 空间尺度因子修正的植被参量协同反演.....	91
5.2.1 空间尺度因子的遥感参数化.....	91
5.2.2 植被多参量协同反演实验.....	95
5.3 光谱采样因子修正的植被参量反演.....	97
5.3.1 基于光谱采样因子的光谱指数转换.....	97
5.3.2 基于遥感特征转换的植被信息提取实验.....	101
5.4 成像几何因子修正的植被参量反演.....	104
5.4.1 HJ-1A 多光谱相机的成像几何特性分析.....	104
5.4.2 使用成像几何因子匹配植被参量反演模型的方法.....	107
5.4.3 地面实验验证与分析.....	109
5.5 本章小结 .....	117
<b>第六章 结论与展望.....</b>	<b>119</b>
6.1 结论 .....	119
6.2 展望 .....	120
<b>参考文献.....</b>	<b>123</b>
<b>科研工作、发表论文情况 .....</b>	<b>134</b>
<b>致 谢.....</b>	<b>137</b>

## 第一章 引言

### 1.1 研究背景

遥感技术已成为最具发展潜力的空间技术之一，各种类型遥感平台和传感器不断出现，遥感数据的空间分辨率、光谱分辨率、时间分辨率、观测角度不断提高，遥感应用也越来越广泛。植被是地表地物中的重要类型，与人类的生活、生产有着紧密的联系。植被信息的遥感提取技术已被应用到植被类型识别、生态模型运转、植被生长状况诊断、作物估产、环境保护、灾害监测等多个领域。

植被信息提取模型大多通过遥感地面实验构建，为了提高模型的普适性，仍需更多的地面实验数据进行植被信息提取模型的检验和完善；新的传感器不断出现，针对新型传感器的植被信息提取建模也需要借鉴已有的地面实验数据和植被信息提取模型。利用已有的地面实验数据、特定传感器的遥感应用模型，可以进行新传感器的植被信息提取建模、应用性能评价以及模型的校验。

遥感数据的多元化一定程度上加大了植被遥感信息提取模型推广和改进的难度。尽管通过仪器定标、大气校正等技术消除了遥感数据的部分差异，但仍保留了大量与遥感成像相关的数据特征。已有的植被信息提取模型往往适用于特定传感器，使用其它传感器的数据进行植被信息提取时，数据的差异可能放大植被信息的提取误差，这也导致已有的模型不能有效利用和校验，从而造成一方面是植被信息提取建模亟需已有模型和数据的支持，另一方面是已有植被信息提取模型的需求与特定传感器参数不一致，从而造成资源浪费。因此，必须研究遥感数据特征对遥感模型的影响，进而根据遥感数据特征优化已有的植被遥感信息提取模型。

因此，本文将系统地分析遥感成像过程，研究遥感成像因子对植被信息提取方面的影响规律，并提出基于成像敏感因子影响分析的模型优化策略，完成若干植被信息提取模型的优化。由于可见-近红外是植被遥感的重要波段，本文讨论的光学传感器将限定在常用的可见-近红外 CCD 推扫式传感器。

## 1.2 国内外研究进展

### 1.2.1 光学遥感器多元化发展趋势

自 20 世纪 70 年代以来,光学遥感技术得到了迅速发展,成为最具发展潜力的空间技术之一。光学遥感器性能不断提高,并呈现出遥感参数多元化发展的趋势,集中表现在三个性能指标的提高和多样化,即:空间分辨率、光谱分辨率、多角度观测能力。

在空间分辨率方面,1960 年以来的美国 NOAA 系列气象卫星装备有高分辨率辐射计(AVHRR),星下点空间分辨率约为 1KM;20 世纪 70 年代初美国发射的陆地卫星携带的多光谱扫描仪(MSS)的空间分辨率为 80 米;80 年代的 TM 以及后续的 ETM 的空间分辨率增加到 30 米;1998 年法国发射的 SPOT4 的多光谱相机的空间分辨率为 20 米;1999 年发射的 ASTER 遥感器的可见光-近红外图像具有 15 米的空间分辨率;2002 年发射的 SPOT5 的多光谱相机的空间分辨率达到 10 米分辨率;1999 年美国发射的 IKONOS-2 卫星可获得 4 米空间分辨率的多光谱数据;Quickbird 卫星携带的多光谱相机空间分辨率则可以达到 2.4 米。我国的中巴资源卫星(CBERS-01、CBERS-02)装载的多光谱 CCD 相机空间分辨率达到 19.5 米;2005 年北京一号卫星携带的多光谱相机的空间分辨率是 32 米。

在光谱分辨率方面,与早期的 NOAA 卫星的 AVHRR 遥感器相比, TM/ETM 的波段设置更细化,可见-近红外波段数目达到 6 个,光谱分辨率在 80nm 以内;我国的中巴资源卫星携带的多光谱相机和 TM/ETM 的前 4 个波段设置相当。高光谱遥感技术的兴起使光谱分辨率上了一个台阶,1983 年和 1986 年美国喷气推进实验室(JPL)先后推出第一代航空成像光谱仪 AIS-1 和 AIS-2,其光谱分辨率分别为 9.3nm 和 10.6nm;1987 年,美国宇航局(NASA)研制的航空可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)问世,其光谱分辨率为 10nm;1999 年美国发射的中分辨率成像光谱仪 MODIS 具有 36 个波段;2001 年发射的 EO-1 卫星载有高光谱成像仪 Hyperion 具有 220 个波段,光谱分辨率达到 10nm 以内;2002 年欧空局发射的 PROBA 卫星上搭载了成像光谱仪 CHRIS,光谱分辨率在 6-33nm 之间,最多可获得 62 个波段。美国空军曾于 2001 年 9 月 21 日发射失败的高光谱高分辨率卫星 OrbView-4,携带的高分辨率高光谱遥感器光谱范围

450nm~2500nm, 波段数 205 个, 地面分辨率 8m。我国在高光谱遥感器方面, 自“九五”以来陆续研制了 PHI-1, PHI-2, OMIS-1, OMIS-2, MAIS 等多个航空成像光谱仪。

在多角度观测方面, 一些多角度观测的卫星遥感器陆续出现。1999 年搭载在 Terra 平台的多角度成像光谱辐射计 (MISR) 具有九台 CCD 成像仪, 从而形成多角度成像能力; 2001 年欧空局 ESA 发射的空中自治小卫星 PROBA 搭载有紧凑型高分辨率成像光谱仪(CHRIS), 实现从 5 个角度 ( $0^\circ$ ,  $\pm 36^\circ$ ,  $\pm 55^\circ$ ) 观测同一目标。除了多角度遥感器, NOAA-AVHRR、MODIS 等宽视场的遥感器由于在一景图像内各像元的观测方向有所不同, 利用此种遥感器在短期内可多次观测同一地点的特点, 从而能够形成多角度观测。

随着不同类型的遥感平台、光学遥感器的出现, 遥感观测能力的不断提高, 面向不同应用需求的各种空间分辨率、光谱分辨率、角度分辨率的遥感数据获取成为可能, 都为植被信息提取精度的提高提供了有力条件。

### 1.2.2 遥感植被信息提取技术的发展概况

植被信息提取作为十分活跃的遥感应用技术, 在以下几个方面有了长足的发展:

#### (1) 植被类别信息遥感提取的发展

不同植被在光谱上表现出差异的遥感信号, 这是植被类别信息提取的基础。多光谱遥感数据最早用于植被分类中。20 世纪 90 年代, 国际地圈生物圈计划(IGBP)利用 NOAA-AVHRR 数据建立全球 1km 分辨率的土地覆盖数据库。李晓兵等(1999)利用 NOAA-AVHRR 数字影像, 建立了全国植被分类系统。李俊祥(2003) 基于 NOAA-AVHRR 数据完成中国东部地区植被遥感分类研究, 得到针叶林、灌草丛、常绿阔叶林和农作物等类别高精度的面积统计。李存军(2005)年通过多时相的 LANDSAT 数据对北京地区的冬小麦和苜蓿进行分类识别, 并分别统计了作物种植面积。李静(2005) 基于中巴资源卫星多光谱遥感数据并结合地面光谱知识库完成了新疆地区棉花种植区的识别。总的来说, 由于地物在光谱细节上的差异被掩盖掉, 宽波段遥感目前主要用于识别植被与非植被类型, 不能够满足植物类型精细分类的要求。

高光谱遥感能够探测植被类型间的细微光谱差异, 使植被类型分类精度得到大大提高。NASA 开发的 MODIS 陆地产品 (MOD12) 采用 IGBP 的土地覆

盖分类系统, 17 个土地覆盖类型包括了 11 类自然植被类型。Martin 等 (1998) 结合不同森林树种特有的生化特性以及遥感数据和叶片化学成分之间的关系, 利用 AVIRIS 数据鉴别 11 种森林类型, 并且发现应用高光谱遥感相比多光谱遥感将森林树种分得更精确; Lênio 等 (2005) 利用 EO-1 上搭载的 Hyperion 光谱仪获得数据对巴西东南区的蔗糖种类进行了精确的划分; 张丰等 (2002) 根据波段间的可分离性设计了混合决策树分类算法, 对不同品种的水稻行了基于光谱分析的精细分类, 获得了 94% 的总体分类精度

高光谱数据存在较强的数据冗余, 给植被类别信息提取带来了一定困难。特征提取和特征选择是降低高光谱遥感数据冗余有效方法, 特征提取和特征方法在一定程度上提高了植被类型识别的效率和精度。主成分分析 (PCA) 方法经常被用于高光谱数据的降维, 此外, 宫鹏等 (1998) 利用光谱仪在实地测得的光谱数据来识别美国加州的主要针叶林树种, 发现对高光谱数据进行简单的变换能够有效地改善树种的识别精度; 王长耀等 (2006) 利用遗传算法和 JM 距离方法, 针对小麦品种分类进行了 MAIS 成像光谱仪数据的特征选择研究。

## (2) 植被理化参量遥感提取的发展

植被生物物理、化学参量是植被属性的定量表征, 对于理解生态系统、驱动地表生态模型具有重要意义。常用的植被理化参量包括叶面积指数、叶绿素含量、氮含量、生物量、水分含量、光合有效辐射等。根据植被理化参量相应的光谱特征, 研究人员利用遥感技术在生物量 (童庆禧等, 1998; Wessman 等, 1989)、叶面积指数 (浦瑞良等, 1997)、叶绿素 (Curran, 1989; Broge, 2001; 赵春江, 2006)、光合有效辐射 APAR (Richardson 等, 1994; Reujean, 1995; Penuelas, 1997)、水分含量 (Gao, 1996; Fourty, 1997; Jackson, 2004) 等植被参量提取方面取得了一些研究成果。部分植被理化参量已作为遥感器的数据产品进行生产, NASA 拥有一套基于 MODIS 数据的植被参量生产体系, 包括土地覆盖类型数据、LAI/FPAR 数据等, 我国即将发射的 HJ-1A 卫星的多光谱遥感器也将用于建立以土地覆盖、LAI 等参数为核心的产品体系。

定量化遥感已经成为目前遥感发展的重要方向, 植被理化参量提取是定量化植被遥感的核心内容。目前植被理化参量反演主要有经验/半经验统计方法和物理模型直接反演方法。经验/半经验反演方法往往通过大量的遥感数据和植被理化参数进行统计分析, 建立典型地物理化参数的估测模型。植被理化参数反演中使用的遥感数据形式包括反射率、植被指数等, 其中植被指数作为最



重要的植被遥感指标被广泛使用。经验/半经验方法虽然简单易行，但物理意义不明确，而且受到测量样本的限制，模型普适性差。物理模型反演方法是获得植被理化参量的一种有效方法。Jacquemoud(2000)使用 SAIL、IAPI、KUUSK、NA-DI 等 4 种冠层辐射传输模型进行植被参量反演，发现运用最优化技术可以实现前三种模型的反演，其中 LAI、叶绿素含量和平均叶倾角等参量的反演精度较高。Meroni 等(2004)使用数字空载成像光谱仪(DAIS)数据，使用了 PROSAIL 模型进行白杨树林的叶面积指数填图，通过实地验证 LAI 反演平均误差为 0.39。使用物理模型反演植物理化参量的方法克服了物理意义明确，而且可以反演的参数较多，不过其计算量大，耗时多，并受到反演算法的影响较大。

植被信息提取精度直接关系到植被遥感在生态、农业、环境等领域的应用和推广，随着新的观测技术以及信息提取方法的发展，植被信息提取精度有望得到进一步的提高。

### (3) 支撑植被信息提取建模的遥感地面实验

遥感地面实验包括同步实验和非同步实验。遥感地面同步实验是航空/航天遥感器定标、遥感应用模型建模的重要途径。基于同步实验获取了航空/航天遥感图像和对应的植被属性，可用于航空/航天层次的植被信息提取建模和模型验证。相对于遥感同步实验，非同步的地面实验在选择实验时间、地点等方面更为方便，所采集的植被光谱、植被属性以及其他环境参数更为完备。地面实验获得的植被光谱、理化参量以及相关地面环境数据部分被系统地编入地物光谱库中。

国外非常重视航空/航天遥感地面实验数据的获取，并且基于地面实测数据进行遥感模型构建和验证。六十年代，美国的密执安大学等开始进行大规模的地物光谱特性测量，从遥感器通道设置合理性和遥感器性能参数等方面对陆地卫星计划的可行性进行研究，并进行了一系列卫星遥感器航空样机的飞行实验，至 1971 年已在美国全国建立了 289 个实验场，进行遥感器应用评价和辐射校正。以 MODIS 的植被参量反演建模为例，生产 MODIS LAI/fpar 产品就在全世界范围内起用了 24 个核心实验站以及大量的合作实验站，这些站点开展了能够匹配 MODIS 像元的多尺度 LAI/fpar 测量，同时还进行了植被多角度光谱测量、植被类型调查、下界面调查、土壤参数测量等。我国在遥感地面实验方面做了大量工作。2003 年中国科学院遥感应用研究所在千烟洲生态实验站进

行了大量的地面数据采集工作,构建了 CBERS-02 卫星多光谱数据的 LAI 反演模型;北京市农林科学院与中国科学院遥感应用研究所等单位联合,连续在 2001 年、2002 年开展面向精准农业的星-机-地同步实验,获得了大量的航天、航空遥感数据以及地面作物理化参量、光谱数据;2001 年 4 月,北京师范大学主持的国家 973 项目在北京顺义进行了星-机-地同步大型遥感实验,获取了大量的冬小麦地面光谱测量数据、飞行图象和配套的作物结构参数、农学参数、农田小气候参数和气象参数等全面系统的实验数据。这些地面同步实验为遥感器的定标、应用产品建模、模型验证发挥了重大作用。

大量的地面实验数据被编入标准的光谱库中。美国 NASA 在 60 年代末到 70 年代初建立了地球资源信息系统(The NASA Earth Resources Spectral Information System, ERSIS),共包括植被、土壤、岩石矿物和水体等四大类地物的电磁波光谱特性数据;USGS 的主要岩石类型和部分植被类型的光谱库包含近 500 条特征矿物与典型植被光谱数据,覆盖光谱范围为 0.4-3.0 $\mu\text{m}$ ;由美国 IGCP—264 项目于 1990 年收集建立 IGCP—264 光谱库,包括由 5 种光谱仪测量所得到的 5 个光谱库。此外,澳大利亚 CSIRO 建立了高光谱分辨率地物光谱数据库;美国建立了基于 HYDICE(Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment)的森林高光谱数据库。我国在地物光谱测试、地物光谱库建设等方面做了大量工作。中科院遥感所高光谱研究室在 1998 年建立了基于 Foxpro 的高光谱数据库,库中共有植被 562 条,包涵了反射率光谱数据、配套的地学属性数据。北京师范大学构建的了地物 BRDF 光谱数据库,为光谱结构知识库的建立提供了经验和保证。2005 年通过验收的国家 863 典型地物光谱数据库项目收集了岩矿、农作物、水体等地物类型的光谱数据,覆盖全国范围的成套光谱数据三万多条。本次研究使用的是北京农业信息技术研究中心承担构建的“农作物光谱数据库”,包含了 41000 多条植被光谱数据、农学采样及生理生化数据。

遥感地面实验和光谱库积累了大量的地面先验知识,为遥感机理分析提供了坚实的数据基础,同时也为航空/航天层次的植被遥感建模和推广提供了中间桥梁和论证基础。从植被遥感的同步地面实验以及国内外植被光谱数据库的发展情况来看,光谱的配套数据逐渐完善,同时遥感地面实验涉及的内容越来越全面,系统、全面地进行地面实验产生的耗费也很大,利用好有限的地面实验积累起来的植被光谱数据、植被属性数据以及建立的遥感应用模型非常重

要。

另外，通过地面实验建立的航空/航天遥感应用模型由于仅仅适用于某种遥感器，但因成像方式和仪器指标的不同，地面光谱数据和航天/航空遥感器获取的遥感数据存在较大的差异，模型的推广和验证的难度很大。因此，有必要针对成像因素对植被信息提取模型进行评估和修正。

### 1.2.3 植被信息提取建模的遥感成像因素分析

遥感数据的多元化是的不同遥感器的成像参数造成的，为了能够全面分析和消除遥感成像因素对植被信息提取造成的影响，遥感图像模拟技术被引入到植被遥感中来，从一定程度上促进了植被遥感应用的发展。

#### (1) 光学遥感图像模拟技术的发展

遥感图像模拟技术是研究遥感器性能的关键技术。遥感图像模拟技术在国内外开展得较早，由于计算机技术的限制，早期物理仿真是当时仿真技术的主角。在实验室利用人造太阳提供各种辐照度和不同谱段的照明，并布置各种不同的靶标和军用目标模型，其实验平台可模拟卫星在轨飞行时的环境条件以及目标的运动。从 20 世纪 60 年代以来，许多科学家逐渐开展了从图像到图像的遥感成像仿真研究。1995 年由 NASA 资助的 LaRC 中心公布了 PATCOD 集成设计软件平台，用于航天遥感器的数据模拟。2001 年，欧空局 ESA 的项目 APEX 中开发了仿真软件 SENSOR，该系统的设计思路是采用模拟光学遥感系统成像过程的方法，模拟出假定成像环境下的光学图像，参与遥感器系统优化分析。美国新墨西哥州的 PRA（Photon Research Associates）公司一直致力于遥感图像模拟技术的研究，并建立了图像模拟软件 GCI Toolkit，并利用该软件模拟的图像进行遥感应用算法研究和应用系统开发，降低了遥感器配套系统开发的风险。上个世纪 80 年代末美国罗切斯特理工大学的数字图像与遥感（DIRS）实验室开始研发数字成像与遥感图像生成模型（DIRSIG），并得到了不断的完善和发展，该系统主体是由一系列基于辐射传输理论的子模型组成，可用于模拟可见光到热红外范围内的图像。美国陆军夜视电子遥感器管理局研制了用于光电系统性能分析的 FLIR92 软件。以色列的光电工业有限公司遥感系统开发部开发了用于可见光光电侦查成像系统性能预估与评价的 EOAPAS 软件。叶泽田（2000）根据机载 MIVIS 超光谱成像系统数据，定量模拟了 SPOT-HRV XS1、XS2、XS3 的地面反射率图像，并将模拟结果与相应的地面反射率实测值进行

了对比,同时定量模拟分析了 MTF 对成像结果的影响。借助于这些先进的研究工具,研制人员在光学遥感器的设计阶段就可以评价预估图像质量,并对光学遥感器进行优化。

## (2) 成像因素对植被信息提取的影响

随着遥感模拟技术的发展,遥感成像因素对于遥感应用的影响研究逐渐展开。在欧空局的 SPECTRA 项目的支持下,Wout Verhoef (2005) 利用了辐射传输模型进行了遥感仿真模拟技术的研究,编制了遥感模拟软件 SLC (Soil-Leaf-Canopy model),分析了多角度观测条件下植被遥感数据的变化。

在植被遥感领域,归一化植被指数(NDVI)一直是应用最广泛的植被指数。NDVI 表现了植物光谱的典型特征,减弱了大气程辐射对遥感信号的部分影响。NDVI 仍然受到了遥感过程各种因素的影响,Trishchenko (2002) 研究了波段光谱响应对 NDVI 的影响程度,并模拟了 AVHRR 和 MODIS 的光谱响应情况,最后利用 AVHRR 和 MODIS 的实际测量数据证明了 NDVI 与光谱反射率对遥感器的光谱响应函数很敏感。

多种空间分辨率数据带来了遥感信息提取的尺度效应问题。像元分辨率高,像元场景会更多地表现为同质,像元分辨率越粗,异质可能会越大(苏理宏,2001)。由于遥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,像元的遥感信号包含了多种地物混合的特征。Friedl (1995) 等利用计算机图像模拟技术获取了多空间尺度下的遥感数据,发现归一化差分植被指数(NDVI)与叶面积指数(LAI)和有效光合辐射(FPAR)间的关系是依赖于像元的尺度。陈健(2006)对芦苇区域遥感数据和 LAI 的尺度效应进行了研究,通过模拟不同分辨率情况下,发现 NDVI 算法给带来 LAI 尺度转换的误差很小,而 LAI 的空间异质性是引起 LAI 尺度效应的根本原因。

目前,基于成像因素分析进行植被遥感应用模型建模研究还处于初级阶段。大多植被遥感模型是针对特定遥感图像建立,一般仅考虑了单一成像要素如空间分辨率、光谱分辨率,难以推广到其他遥感图像;同时,针对多种成像因素自适应的植被遥感应用模型的建模方法,更是缺乏比较成功的例子。因此,利用模拟技术模拟特定成像参数下的遥感图像,系统地研究植被遥感模型对诸多成像敏感因子适应性问题,即构成本论文的主要研究方向。

## 1.3 研究内容和研究思路

### 1.3.1 研究内容

本次研究重点在于分析遥感成像特性对于植被信息提取模型的影响，并根据特定遥感成像特征对植被信息提取模型进行优化改进，从而获得成像因子自适应的植被遥感应用模型，论文研究内容主要由四个部分组成：

#### (1) 植被信息遥感提取常规建模研究

植被理化参量提取和类别精细识别是植被遥感应用的核心内容，本章将研究叶面积指数、叶绿素含量提取模型构建以及植被类别精细识别。对植被信息遥感提取常用方法进行总结分析，针对常用方法存在的问题，在光谱特征分析与选择的基础上提出新型的植被信息提取方法，并根据实地测量数据进行精度验证。本章所涉及的建模方法未考虑遥感成像因子的影响。

#### (2) 遥感成像过程建模与图像模拟研究

获取具有多种成像参数的遥感数据，是进行遥感应用建模、影响分析的必要条件。尽管可以通过收集现有多种遥感器的图像，并且获取同步地面实测数据，但图像参数差异以及地物属性差异有限，并不能满足研究对图像成像参数差异性的需求，因此需要借助图像模拟技术实现差异性的遥感数据，通过分析遥感成像过程，建立遥感成像过程的数学模型，并通过图像模拟技术获取不同成像环境、传感器参数下的模拟遥感数据。遥感图像模拟技术需要对遥感成像过程进行逐一分析建模，主要成像过程包括有太阳辐射、地物辐射信号生成、大气辐射传输过程、光学传感器成像系统等部分。

#### (3) 遥感成像因素对植被信息提取的影响分析

特定遥感器的图像特性受到遥感成像过程多种因素的影响，为了能够分析各种成像因素对遥感图像及其遥感应用性能的影响，有必要通过遥感成像模拟技术获得一系列单一因素影响的模拟遥感数据，并在此基础上研究成像因子对遥感数据、遥感光谱特征以及遥感应用模型的影响。本文重点关注传感器并筛选成像敏感因子对植被信息提取模型的影响，考虑的遥感成像因素包括：空间分辨率、光谱分辨率、成像几何参数、噪声等。

#### (4) 针对成像因子影响分析的植被信息提取模型优化研究

根据遥感成像因子对植被信息提取的影响分析结果，尝试针对成像因子优

化已有的植被信息提取模型，使之适应特定遥感器的遥感数据，提高模型的普适性和信息提取精度。植被信息提取模型的优化有助于提高植被信息提取模型的普适性和推广效率，发挥已积累的地面实验数据的模型精度验证效能。

### 1.3.2 研究思路

本文研究的总体方案见图 1.1，研究将涉及三个层次：基础数据与基础模型层、分析与建模层以及验证层。

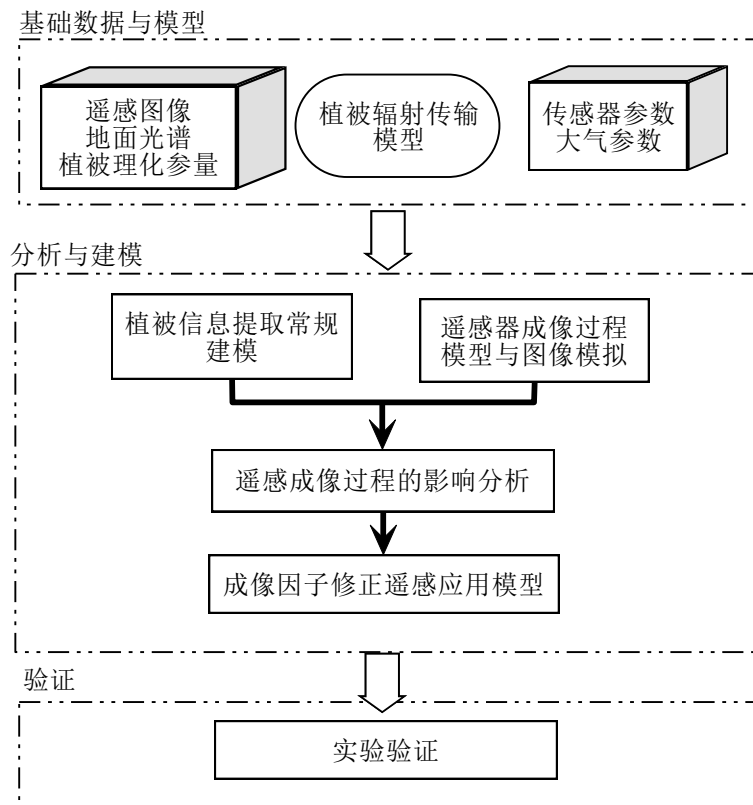


图 1.1 研究总体方案

#### (1) 基础数据与模型

遥感图像、地面植被光谱数据、植被属性数据以及通过植被辐射传输模型方式获得的植被模拟光谱数据，构成植被信息提取模型构建的基础数据；同时，收集常见光学遥感器的配置参数、特定时间和地点的大气参数，为遥感图像模拟提供数据支持。

#### (2) 分析与建模

本文将首先研究植被信息提取的常用方法，通过基础数据层获取的遥感数

据和配套植被属性数据建立植被信息提取的常规模型；遥感成像过程建模是多种成像参数下的模拟遥感数据的关键技术；基于多种成像参数的模拟遥感数据和植被信息提取常规模型，分析成像敏感因子对植被信息提取的影响；在获得成像敏感因子对植被信息提取的影响规律之后，针对成像敏感因子选择可行的模型优化方法，形成普适性更强的植被遥感应用优化模型。

### （3）验证

本文将对研究中关键步骤的分析结果、构建模型进行实验验证，确保研究中推理过程的准确和构建模型的可靠。实验验证的内容包括植被信息提取常规模型的精度评价、图像模拟的精度验证、植被信息提取优化模型的精度验证。验证部分的内容将紧密结合分析与建模部分，分布在各章节之中。

## 1.4 研究工作的实验背景

### （1）植被光谱库数据

本文主要使用的农作物地面光谱数据以及相配套的理化参量、生长环境参量数据，都来源于北京农业信息技术研究中心建立的“农作物光谱数据库”，数据于 2001~2003 年之间小汤山精准农业示范基地的多品种小麦光谱和响应理化参量数据。

### （2）地面实验测量数据

#### ● 千烟洲实验

分别于 2003 年和 2006 年在千烟洲生态实验站进行多种树种的叶片光谱、冠层光谱测量以及对应的叶绿素含量、水分含量、LAI 测量。样点 LAI 数据通过植被冠层分析测量仪(LAI-2000)测量获得，叶绿素含量采用 SPAD-502 仪器和采样后实验室测量两种方式，实验室的方式使用丙酮萃取和分光光度计方式测量叶绿素含量，水分含量通过采样后烘干法测量。

#### ● 成像光谱仪及植被组分测量实验

2008 年 3 月在天地科学园区东门，利用地面成像光谱仪对植被冠层进行了多角度观测，同时进行了植被冠层的光谱测量、LAI、叶片叶绿素含量测量。多角度观测目标为长势比较均匀的冬青冠层。本次实验的地面成像光谱仪为 Nuance-NIR 多光谱影像系统，波长范围为 650nm 至 1050nm，波段宽度 10nm。

样点 LAI 数据通过 LAI-2000 测量，叶绿素含量数据采用 SPAD-502 采集。

- 吉林汪清树种调查

2006 年 10 月与吉林延边汪清县金沙林区森林树种地面调查，地面调查的优势树种涉及柞树、白桦、杨树、落叶松、红松、针叶松等 8 类，调查样本的样本涵盖了大部分试验区。

### (3) 航空/航天遥感数据数据

2001 年和 2002 年小汤山实验中航空飞行获取了多景 PHI 高光谱图像，同步获取了 LANDSAT 卫星的 ETM 图像；获取了 2004-2005 的北京市顺义地区的多景 CHRIS 图像；2004-2005 年吉林汪清县金沙林区的多景 CHRIS 图像；同时收集了多幅植被覆盖区域的 AVIRIS 航空高光谱图像。



## 第二章 植被信息提取的常规建模

获取大空间尺度范围的植被属性和理化参量是进行生态环境监测、农业管理等多个应用领域的需求,遥感由于其独特的优势已经被广泛应用在大范围植被信息提取上,本章中将会详细阐述如何通过遥感方式提取植被属性信息和理化参量。本章首先进行植被光谱特征分析,其次对植被信息遥感提取常用方法进行了总结,并针对目前方法存在的问题提出新的解决方法。此时未考虑遥感成像因子对植被遥感模型的影响。

### 2.1 光谱特征分析与光谱指数

#### 2.1.1 植被光谱特征分析

健康绿色植被的光谱特征主要取决于它的叶片生化组分和形态学特征,组分物质吸收效应的加和构成了大致的叶片光谱,叶片中含有的生化组分有叶绿素、水分、蛋白质、纤维素等(Tucker, 1980)。图 2.1 显示典型植被光谱以及各组分的吸收特征波段。

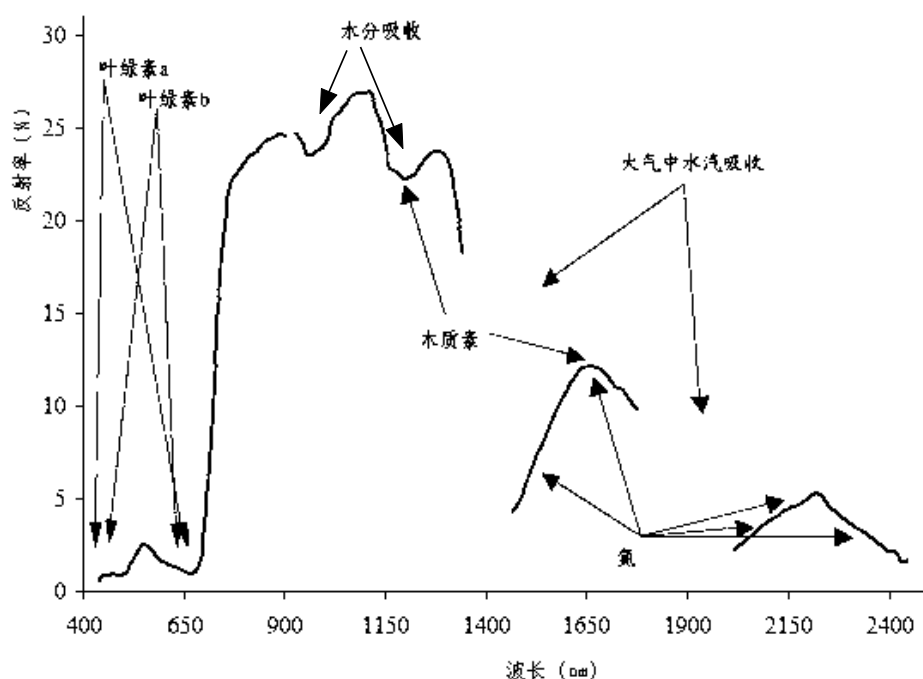


图 2.1 典型植被光谱以及对不同生化组分的响应

研究各生化组分的纯物质吸收特征有助于了解各生化组分的特征波段。纯物质在各波段的吸收对于叶片光谱的形成起着决定作用,吸收能力强的波段在叶片光谱上形成吸收谷。S. Jacquemoud 等(1990)于实验室中测量到了叶绿素(图 2.2)、水分(图 2.3)、干物质(图 2.4)等叶片主要生化参量纯物质在各波段的吸收系数。

### (1) 叶绿素的光谱响应特征

植被光谱在 750nm 之前基本上被叶绿素 a、叶绿素 b、胡萝卜素所控制。图 2.2 显示,叶绿素 a、叶绿素 b 在以 450nm 的蓝波段与 640–680nm 为中心的红波段处有两个强烈吸收带,而叶绿素吸收系数的谷点在 550nm 波段,因此叶片光谱在 550nm 波长附近形成绿光反射峰,吸收系数最大值在 670nm,在 750nm 波长以后叶绿素对电磁波吸收微弱。虽然蓝光及紫外区域叶绿素吸收明显,但反射率受叶片白化层的严重干扰,因此 670nm 附近的吸收谷是叶绿素的最重要光谱特征。

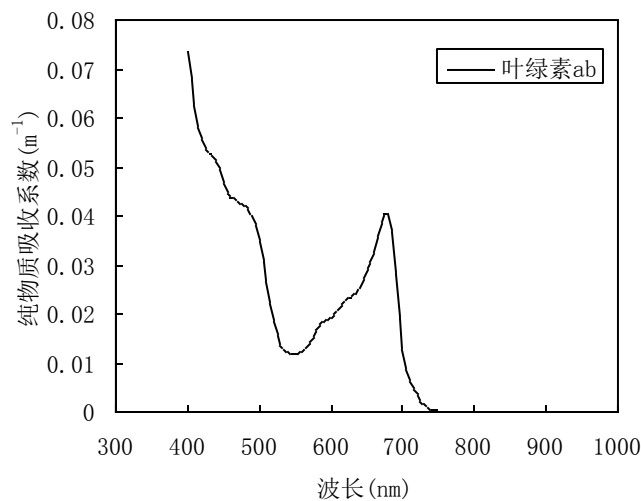


图 2.2 叶绿素 a+b 纯物质吸收系数

### (2) 叶片水分的光谱响应特征

对可见光而言,液态水是相当透明的,但在近红外波段水分存在多个强吸收峰。由于叶片水分的存在,造成了植被光谱存在若干强弱不同的吸收谷,从水分纯物质吸收系数的实测数据可以看到,1450nm、1900nm 附近水分吸收强烈(图 2.3 a),在 970nm 附近也有一个较弱的水分吸收谷(图 2.3 b),虽然强度不大,但在多层叶片下对光谱吸收仍有显著影响。叶片液态水含量越高,将造成光谱吸收谷越明显。

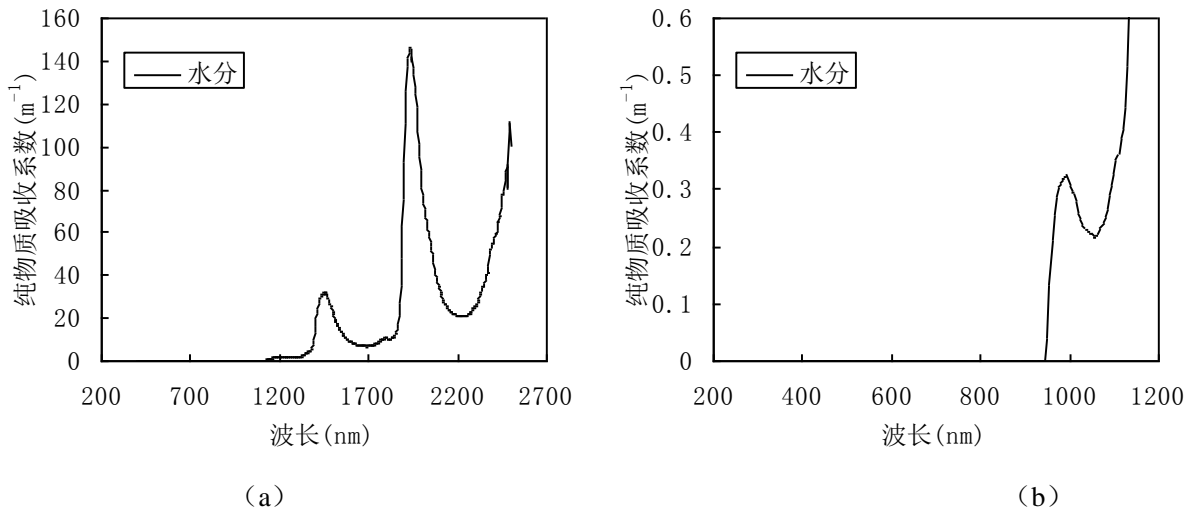


图 2.3 水分纯物质吸收系数  
(a) 全波段; (b) 300nm~1200nm 波段

### (3) 干物质的光谱响应特征

干物质包括纤维素、半纤维素、木质素、蛋白质、淀粉等组分。图 2.4 显示, 干物质对叶片光谱的响应覆盖了全波段, 在 1000nm 之前干物质的纯物质吸收系数较低, 且变化较小, 只有 990nm 波段有个较弱的吸收。在 1000nm 波长之后, 吸收系数逐渐增大, 并出现了若干相对的吸收峰。这些吸收位置包括 990nm、1500nm、2100nm、2300nm 等波段。

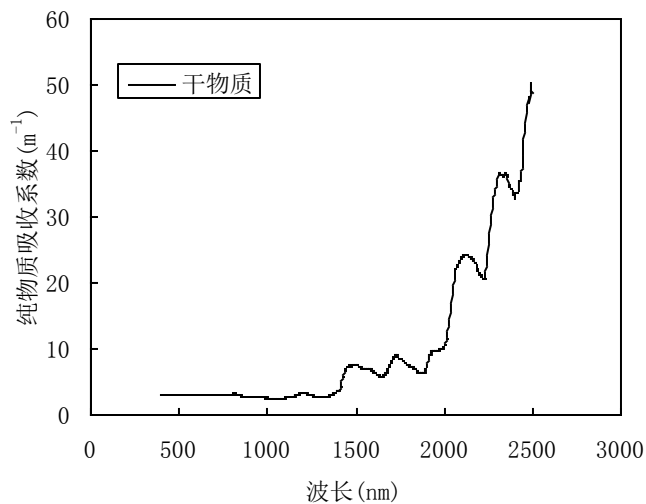


图 2.4 干物质纯物质吸收系数

### (4) 叶片细胞组织的光谱响应特征

可见-近红外波段上叶片对太阳辐射的散射作用强烈, 透入叶片内部的光线, 因细胞壁与细胞孔腔的折射率有明显的差异而造成光线在叶片内部的多次反射与折射, 向上反射穿出上表皮层便构成反射光, 向下折射穿出下表皮层便形成透射光, 这一过程具有明显的随机性, 因此反射率与透射率是相近的, 各

占入射能的 45%~50%。760nm~1000nm 波长范围内的较强反射峰是植被所独有的光谱特征。当叶片发生枯萎或因缺水而凋谢时，叶片细胞的萎缩，折射率差异减少，因此其宏观表现为这一波段范围内反射率明显下降。

除了叶片的生化参量和叶片结构因素，植被冠层结构也是影响植被光谱特征的重要因子，植被面积指数（LAI）是植被冠层的最重要的物理参量。单叶的光谱行为对植被冠层光谱特性是重要的，但并不能完全解释植被冠层的光谱反射。LAI 表征了单位的水平地面植被叶片面积的多少。由于植被叶片对光线起到了一定的拦截作用，随着 LAI 增加，植被冠层光谱受到下界面的影响更小，植被光谱的特征则得到加强。LAI 对植被光谱的影响是全波段的，当使用植被光谱反演其它生化参量时，必须考虑 LAI 对反射率的影响。

### 2.1.2 植被光谱指数

植被理化参量众多，本文选择能够表述植被冠层结构的 LAI 和生化参量中的叶绿素含量作重点研究，同时选用常用的与 LAI、叶绿素含量关系最为密切的光谱指数，分别是：

（1）LAI 相关的光谱指数

a) NDVI (Normalized Differenced Vegetation Index):

NDVI 作为常用的植被指数，最早作为宽波段植被指数被使用(Rouse, Haas, Schell,& Deering, 1973):

$$NDVI_{\text{broad}} = \frac{(R_{\text{nir}} - R_{\text{red}})}{(R_{\text{nir}} + R_{\text{red}})} \quad (2.1)$$

随着高光谱的出现以及大量高光谱图像的获取，宽波段的 NDVI 也被改造成成为窄波段的植被指数，即用 800nm 代替宽波段的近红外波段，使用 670nm 代替宽波段的红波段：

$$NDVI_{\text{narrow}} = \frac{(R_{800} - R_{670})}{(R_{800} + R_{670})} \quad (2.2)$$

式中， $R_{800}$ 和 $R_{670}$ 分别为800 nm 和670 nm 的光谱反射率。

b) EVI (Enhanced Vegetation Index)

EVI(Enhanced Vegetation Index)是 MODIS 采用的 NDVI 加强型的植被指数，也具有较好的消除土壤背景干扰和对大气效应反应不灵敏等优点。

$$EVI = G \frac{R_{NIR} - R_{red}}{R_{NIR} + C_1 * R_{red} - C_2 * R_{blue} + L} \quad (2.3)$$

式中,  $L = 1$ ,  $C_1 = 6$ ,  $C_2 = 7.5$ ,  $G = 2.5$ 。

#### c) OSAVI (Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index)

NDVI 对于土壤背景的变化较为敏感, 优化的土壤调节型指数 (OSAVI) 消除土壤背景影响的能力较强, 其公式为:

$$OSAVI = \frac{(1 + 0.16) * (R_{800} - R_{670})}{(R_{800} + R_{670} + 0.16)} \quad (2.4)$$

### (2) 叶绿素相关的光谱指数

近年来, 针对叶绿素含量反演发展了多种叶绿素相关的光谱指数, 本文选择 3 种目前较先进的叶绿素相关的光谱指数进行叶绿素反演性能评价以及冬小麦叶绿素含量反演的建模:

#### a) 红边位置 (Red Edge Position, REP)

植被光谱的红边位置定义为 680nm~750nm 波长范围内反射率光谱的一阶微分最大值对应的波长, 在实际应用中可使用一种倒高斯模型拟合红边斜率的算法获取红边位置。REP 对叶绿素和植被叶细胞的结构敏感, 可以被用来估测植被的叶绿素状况以及长势监测。

#### b) SIPI (Structure Insensitive Pigment Index,)

Penuelas 等(1995)发展了一个与冠层结构无关的色素指数。冠层结构无关的色素指数 (SIPI) 被认为在基于叶片光谱定量反演叶绿素含量中抵抗其它因素干扰方面较好, 其计算公式为:

$$SIPI = \frac{(R_{800} - R_{445})}{(R_{800} - R_{680})} \quad (2.5)$$

#### c) TVI (Triangular Vegetation Index)

三角形植被指数 (TVI) 是 550nm、670nm 和 750nm 三波段的反射率组成的三角形的面积, 它是基于这样的事实: 叶绿素吸收导致红光反射率下降, 丰富的叶组织导致近红外反射率上升, 最终三角形的面积增加。其公式为:

$$TVI = 0.5 * [120 * (R_{750} - R_{550}) - 200 * (R_{670} - R_{550})] \quad (2.6)$$

#### d) 冠层叶绿素反演指数 (Canopy Chlorophyll Inversion Index, CCII)

Haboudane 等 (2004) 利用转换型叶绿素吸收指数 (TCARI) 与优化的土

壤调整植被指数（OSAVI）的比值来消除土壤背景的影响，形成冠层叶绿素反演指数(CCII)，CCII 已多次被应用在作物的叶绿素含量反演中，获得了较高的作物叶绿素含量反演精度。TCARI 与 CCII 的公式分别为：

$$TCARI = 3[(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})(R_{700} / R_{670})] \quad (2.7)$$

$$CCII = TCARI / OSAVI \quad (2.8)$$

## 2.2 植被理化参量信息提取

### 2.2.1 植被理化参量定义及地面测量

本文选择叶面积指数、叶绿素含量两种具有代表性的植被理化参量进行遥感反演研究。

#### (1) 叶面积指数

Watson (1947)最早提出叶面积指数（LAI）的定义：单位地表面积上的叶片面积；NASA《遥感手册》细化了 LAI 的表述方式，将 LAI 被定义植被叶片一侧的总面积与植被所在地表面积的比值。LAI 与植物长势、生物量均有密切关系，是在植物光合作用、蒸腾作用等方面研究的重要参数。

测量 LAI 的方法目前有直接测量和间接测量两种方法。直接测量法有量测法、重量比例法、分层收割法和斜点样方法。间接测量法是利用各种测量仪器进行测量，这类仪器有植被冠层分析测量仪（LAI-2000）、跟踪辐射和冠层结构测量仪（TRAC）等。

#### (2) 叶绿素

叶绿素是植被光合作用的最重要参与者，叶片叶绿素状况的衡量主要有叶绿素含量和叶绿素密度两种衡量指标。

##### a) 叶绿素含量

叶绿素含量（Cab）是叶片单位面积内的叶绿素 a、叶绿素 b 的总含量，假定单个叶片内叶绿素平均分布，其叶片的叶绿素含量计算公式为：

$$\text{叶绿素含量} = CW / LA \quad (2.9)$$

式中，CW 为单一叶片叶绿素含量，LA 为单一叶片面积。

##### b) 叶绿素浓度

叶绿素浓度是指叶片单位重量内的叶绿素比重，其计算公式为：

$$\text{叶绿素浓度} = (\text{CW}/\text{FW}) * 100\% \quad (2.10)$$

式中，FW 为单一叶片面积。

叶绿素的实验室测量使用的是分光光度计方法，步骤分别为研磨叶片、丙酮萃取和分光光度测量，这种方法需要破坏植株，在实验室运输过程中会有损失，并且这种实验室方法不能够在野外测量以及不能够实现大范围测量。除了实验室方法，一些研究使用 Minolta 公司生产的 SPAD-502 叶绿素仪进行实地的植被叶片叶绿素无损测量。

### 2.2.2 常用植被理化参量反演方法

目前常用的植被理化参量反演方法主要包括统计方法和植被物理模型直接反演方法。

#### (1) 统计模型

统计模型是目前常用于植被参量反演的方法。传统经验/半经验反演方法往往通过大量的遥感数据进行叶绿素含量统计分析，建立叶绿素含量的估测模型。常用于建模的遥感数据主要有：遥感 DN 值，反射率数据，宽波段光谱指数，窄波段光谱指数。通过分析遥感数据和植被理化参量的相关关系，从而建立遥感数据与理化参量的回归模型。回归模型的形式选择具有较大的灵活性，有线性关系、指数型、对数型等。

通过统计方法建立的植被参量与遥感数据的回归模型受到样本自变量、因变量本身的自相关影响。对于一般的观测数据，如果样本点的个数过少，植被样本数据中参量多重相关性是经常存在的。往往存在这样的情况，F 检验能在高精度下通过，模型的决定系数（ $R^2$ ）亦很大，但自变量的 t 检验却全都不显著，这种情况下植被理化参量的多重相关性的可能性较大。

#### (2) 物理模型反演方法

经验或半经验的统计模型对植被参量反演往往缺乏普适性。植被辐射传输模型是根据植被辐射传输的物理过程建立的，植被辐射传输模型可以模拟多种植被状态下的反射率情况，输入参数为植被的主要理化参数。对于实测植被光谱，通过直接反演植被物理模型的手段获得相对于实测光谱最为匹配的模拟光谱，也就获得了实测光谱对应最优的输入参数。物理模型反演又被称为物理模型的后向过程。

按照局部和整体的关系,植被辐射传输模型可以分为叶片模型和植被冠层模型。叶片模型又分 N 流模型、Ray tracing 模型,随机模型、平板模型和针叶模型五种类型。目前应用最多的是 PROSPECT 模型,它是一个基于 Allen 等 (1969) 的平板模型的辐射传输模型,在该模型中,植被叶片被看作是一层紧密且透明的平板,表面平行,并且假设平板是各向同性的。Dawson 等 (1998) 发展了一个针对针叶结构的模型,即 LIBERTY 模型,利用该模型可以模拟针叶簇结构和单叶的光谱特性。

冠层模型可归纳为四种:辐射传输模型,几何光学模型,混合模型和计算机模拟模型(如 Monte-Carlo 模型)。其中,辐射传输模型最适合于浓密植被冠层;几何光学模型则适合于具有规则形状的疏植被冠层;混合模型则是辐射传输模型和几何光学模型的结合应用;计算机模拟模型(如 Monte-Carlo 模型)多用于理解辐射机理和验证一些简化的模型。因此,进行植被参量反演需要根据研究对象特点选择合适的植被物理模型。

植被辐射传输模型反演的流程如图 2.5: 首先初始化输入参数,通过植被辐射传输模型反演获得模拟光谱,通过构建反演的优化代价函数,迭代获得代价最小的模型参数组合,即是实测光谱数据对应的植被参量反演结果。

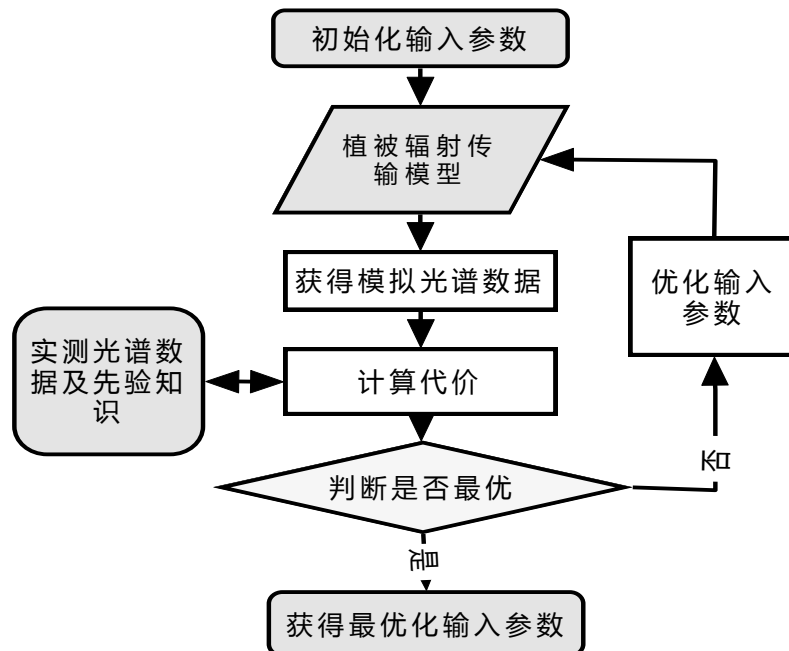


图 2.5 物理模型反演流程图

物理模型反演的核心是优化问题。优化问题包括代价函数的选取、最小值搜索算法等主要内容。最小值搜索算法面临寻找到全局最小值的困难。由于模



型参量较多,势必增加了代价函数的复杂度和带来众多局部极小值,使用穷句法搜索全局极小值的方法按照目前的计算能力是难以实现的。具有一定假设前提的全局搜索算法被应用起来,比如 POWELL 方法 (P. Lewis, 2003)、模拟退火方法 (Weiss, 2002; 黄春林, 2006) 等, 这些方法尽管其收敛性已经得到了证明,但都面临搜索速度与全局极小值的搜索精度的矛盾。利用物理模型的后向过程进行植被参量反演的算法相当复杂,反演结果与优化算法、物理模型选择关系很大,应用并不广泛。

传统的统计方法建立的植被参量反演模型受到样本数目以及参量自相关、光谱自相关等方面的限制,模型普适性较差;物理模型反演计算复杂,反演精度受到算法、模型选择的影响大。因此,一些新型的建模方式被用于提高模型普适性和降低运算复杂性。

### 2.2.3 基于叶片光谱的 PLS 回归参量反演

统计模型的变量自相关是造成植被参量提取模型普适性不足的重要原因:

(1) 光谱数据都存在很强的自相关。作为自变量的光谱数据邻近波段的反射率密切相关,一个波段反射率是其它波段完全或近似完全的线性组合。(2) 样本的因变量同样可能存在多重相关性。在植物生长过程中不同理化参量的变化总是相互影响、互为因果的,往往同步增长或者减少;由于实验条件的限制样本数量不足,更容易出现样本的理化参数之间强的自相关现象。

主成分分析 (PCA)、多元逐步回归方法是解决子变量间的自相关常用的方法。PCA 往往应用于在光谱数据的特征提取中,不能够保证获得的主成分与植被参量因变量有强的联系。尽管逐步回归能够获得较好解决自变量的相关性,并获得自变量与因变量的较强相关关系,但不能减少因为样本数目有限导致的因变量自相关。

偏最小二乘方法 (PLS) 考虑自变量集和因变量集整体的关联关系,基于寻找自变量集和因变量集的最大相关为目的,抽取自变量和因变量各自的主要成分,从而能够在自变量和因变量间都存在严重多重相关性的情况下进行回归建模。本文引入 PLS 方法,解决统计模型中的一定程度的因变量和自变量的自相关现象。

PLS 的建模步骤如图 2.6,定义自变量与因变量的数据集为  $X$  和  $Y$ , 分别在  $X$  与  $Y$  中提取出  $t$  和  $u$ , 要求: (1)  $t$  和  $u$  可能大地携带它们各自数据集中

的变异信息；(2)  $t$  和  $u$  的相关程度能够达到最大。在第一个成分被提取后，分别实施  $X$  对  $t$  的回归以及  $Y$  对  $u$  的回归。如果已经达到满意的精度，算法终止；否则将利用  $X$  以及  $Y$  的残余信息进行第二轮的成分提取。如此往复，直到满足要求为止。提取  $t$ 、 $u$  成分的个数根据预测残差平方和 (PRESS) 来判断。

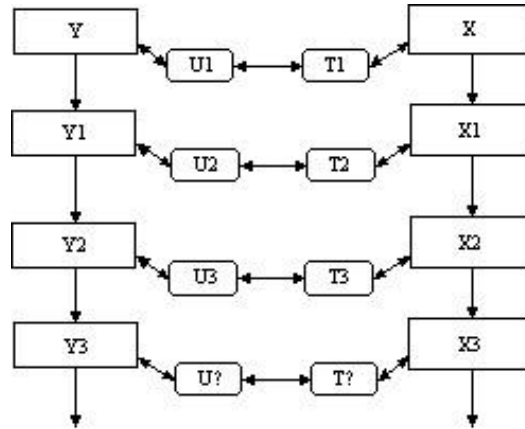


图 2.6 PLS 回归建模示意图

PLS 建立的回归模型中自变量的回归系数将更容易解释各个变量的作用，模型中标准化后的自变量的系数越大，说明其对反演模型的贡献越多，因此可以通过对 PLS 建模的结果进行分析，评价光谱指数构建的合理性。

本文所使用的数据是在千烟洲获取的主要树种叶片光谱与生化组分数据。千烟洲实验区位于江西省中部， $115^{\circ} 04'13''$ ，北纬  $26^{\circ} 44'48''$ 。该森林区域主要有五种树种：湿地松、马尾松、杉树、木荷、桔树，其中前三种为针叶树种，后两种为阔叶树种，总共选择 23 个样本，其中湿地松 5 个、马尾松 6 个、杉树 3 个、木荷 6 个、桔树 3 个。测量数据中的生化组分主要包括叶绿素总浓度 (Chab)、叶片含水量、全氮含量、全碳含量、木质素浓度等。

PLS 建模的因变量由叶绿素含量和水分参量，遥感数据选用叶绿素吸收相关的 550nm、630nm、660nm、670nm、700nm、750nm 波段，并加入红外部分的 800nm 和水分吸收的 940nm 波段。由于 PLS 回归中提取成分的数目过多容易造成模型的过度拟和，故选择的最多主成分个数设定为 4 个。当取到 4 个成分时，4 个成分对于入选的几个波段达到了 99.5% 以上，说明前四个成分足以表达各波段的反射率信息。

PLS 方法首先将自变量即反射率光谱数据标准化，标准化后的数据相对原始数据便于评价各波段对叶绿素浓度的贡献。通过 PLS 建模，获取了标准化后的八个波段数据的叶绿素含量反演模型的系数 (表 2.1)，发现，670nm、630nm、

550nm、700nm 波段对于模型的贡献最大，660nm、750nm、800nm 和 940nm 波段的贡献比较小。在叶绿素浓度和反射率的直接相关分析中，670nm 波段和叶绿素浓度的相关性是比较低的，而在 PLS 回归模型中 670nm 波段的系数最大，说明 670nm 是叶绿素吸收的特征波段，而 630nm、700nm 都是叶绿素反演的次要波段。

表2.1 使用PLS获得估测模型的各波段的系数

模型系数	常数项	550nm	630nm	660nm	670nm	700nm	750nm	800nm	940nm
标准化后	0.000	<b>-0.397</b>	<b>-0.471</b>	0.048	<b>0.575</b>	<b>-0.360</b>	0.058	0.002	-0.118
原始值	2593.7	-10969.9	-23666.4	4434.0	71212.2	-8075.3	885.2	30.3	-1821.1

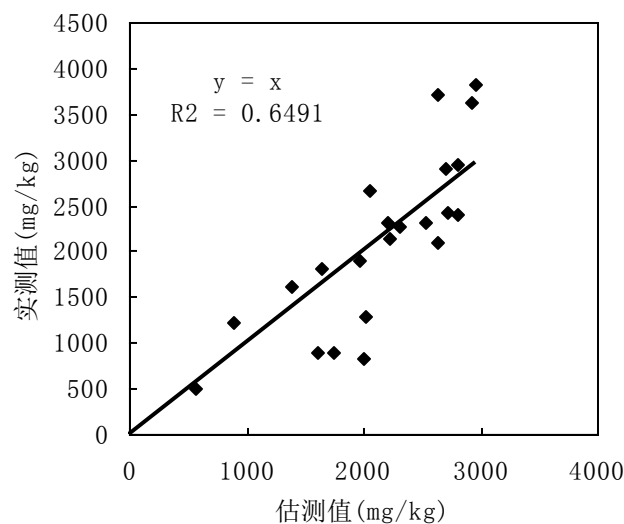


图 2.7 PLS 回归的叶绿素浓度估测值和实测值的散点图

经过 PLS 建立的叶绿素反演模型具有较好估测能力，决定系数 ( $R^2$ ) 达到 0.649，预测值和实测值呈正相关的趋势，并围绕在  $y = x$  的直线周围，残差分布均一，说明 PLS 估测的结果是比较成功的（图 2.7）。由于 PLS 回归建模仍然是基于特定时间和地点的实测数据，仍然受到样本的干扰比较大，只能一定程度减弱变量的参量自相关，所建立回归模型的普适性有限。

## 2.2.4 基于物理模型和光谱指数的参量反演

鉴于传统统计方法和物理模型反演方法的问题，本文提出一种融合两者优点的新型植被参量反演算法：利用植被物理模型能够描述多种状态的植被光谱的特点，通过有规律地改变对物理模型的输入参量（Haboudane et al., 2002;

Leeuwen & Huete A.R., 1996, Haboudane et al., 2004; 颜春燕, 2003), 获取多种植被状况下的植被模拟光谱和对应植被参量数据, 从而解决实测数据的样本独立性差的问题; 在大量模拟样本基础上分析光谱指数与理化参量的相关性, 选择合适的光谱指数并建立光谱指数-植被参量间的统计模型。

本文使用冠层尺度的 PROAIL 模拟植被冠层反射率光谱数据, 检验常用于光谱指数的植被理化参量反演性能, 基于优选光谱指数建立植被理化参量反演模型, 并利用实测的作物光谱和植被理化参量数据进行真实性检验。

### (1) 植被辐射传输模型与光谱模拟

本次实验考虑叶片为扁平叶的情况, 符合 PROSPECT 模型, 同时假设植被覆盖较高, 基本符合 SAIL 模型对封闭冠层的要求。首先, 基于耦合 SAIL 和 PROSPECT 的植被冠层辐射传输模型 PROSAIL, 进行了光谱数据的模拟工作。光谱模拟以我国北方冬小麦作为主要对象。综合国内外应用物理模型模拟冠层光谱时对关键参数的设定和冬小麦有关参量的实测值范围, 本次实验的模拟光谱输入的叶绿素含量为  $5 \sim 80 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ , 叶面积指数 LAI 的取值是 0.5、1~8, 其它模型输入参数见表 2.2, 模拟光谱的波长范围是 400nm~2500nm。

表2.2 PROSAIL模型的参数输入表

输入参数	描述	取值范围	
Cab	叶绿素含量	$5 \sim 80 \mu\text{g}/\text{cm}^2$	
LAI	叶面积指数	0.5、1 ~8	
N	叶片结构参数	1.5	
Cm	干物质含量	$0.0100 \text{ g}/\text{cm}^2$	
Cw	水分含量	$0.003 \text{ g}/\text{cm}^2$	
LAD	平均叶倾角	57.0	
Theta_s, Phi_s	太阳方位角和天顶角	30.0	0
Theta_v, Phi_v	遥感器方位角和天顶角	0.0	0.0
Sl	热点大小	0.25	
Vis	大气水平能见度	50.0 km	

通过改变物理模型的输出参数, 获取了一系列不同叶绿素含量、LAI 等条件下的反射率模拟数据 (图 2.8)。模拟结果发现: a) LAI 在 400nm~2500nm 全波段都对反射率光谱产生影响, 在 520nm~570nm 波段范围内植被随着 LAI 的增加而反射率也增加, 在 570nm~710nm 波段范围内植被随着 LAI 的增加而

反射率降低。在 LAI 数值很低的情况下, 光谱主要表征了土壤信息, 相反, 表现强烈的植被光谱特征。b) 叶绿素含量对冠层光谱影响范围在 750nm 之前的波段, 随着叶绿素含量的提高, 冠层反射率降低, 在 550nm 反射峰增长显著, 在 670nm 处的吸收谷抬升幅度比较大。

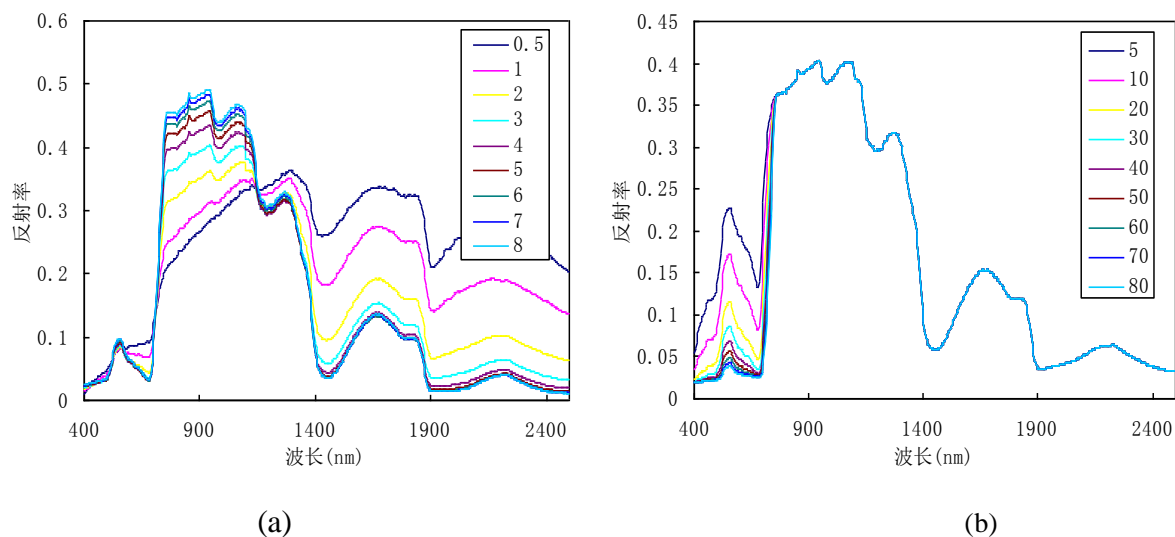


图 2.8 不同植被理化参量对植被光谱曲线的影响

(a)LAI 的影响; (b)叶绿素含量

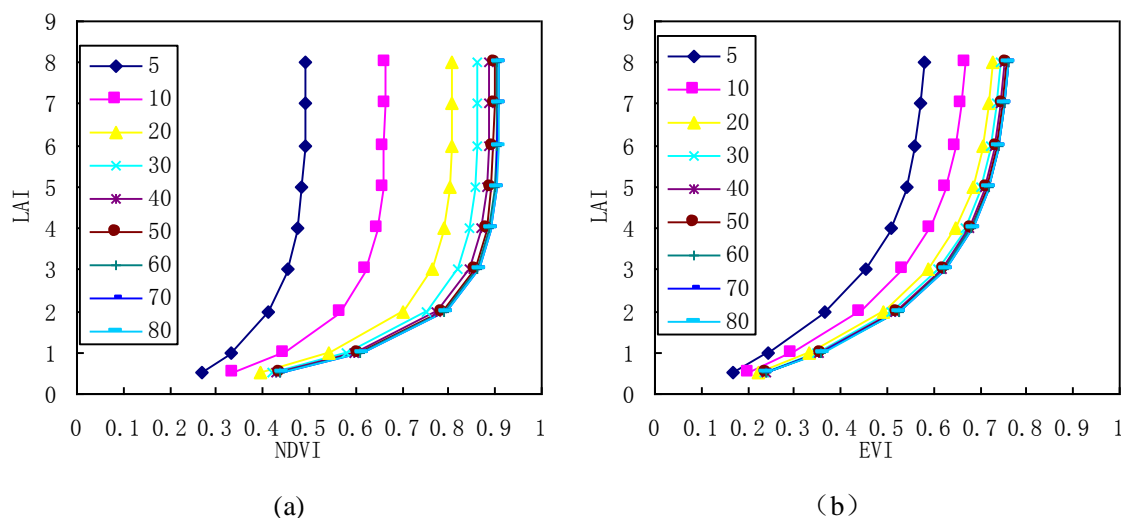


图 2.9 不同光谱指数-LAI 关系受植被叶绿素含量的影响

(a)NDVI; (b) EVI

## (2) LAI 反演以及验证

首先比较不同的 LAI 对两种光谱指数反演叶绿素含量的影响。利用 PROSAIL 模拟连续变化的 LAI 和叶绿素含量的光谱数据, 获得了在不同 LAI 条件下的不同光谱指数与 LAI 的分布图 (图 2.9), 发现, 在两种植被光谱下的 LAI 反演性能有所不同。在植被高覆盖区 NDVI 容易饱和, 相比 NDVI, EVI 在 LAI 较大时的饱和不明显, 另外 NDVI 与 LAI 之间的关系受不同植被叶片

叶绿素含量的影响很大，而 EVI 与 LAI 的关系受到叶绿素含量的影响相对比较小，因此可以说 EVI 反演 LAI 的性能更优良。

在不同的植被状态的模拟光谱数据基础上，构建了 NDVI、EVI 与 LAI 之间的统计关系（表 2.3），发现 EVI-LAI 的模型决定系数（ $R^2$ ）为 0.905，高于 NDVI 与 LAI 之间模型的决定系数。

表2.3 不同光谱指数的LAI反演建模及真实性验证结果

光谱 指数	基于模拟数据的 LAI 反演建模		基于实测数据的真实性检验结果		
	LAI 反演模型	$R^2$	实测值与估测值关系	$R^2$	RMSE
NDVI	$LAI=0.2574*EXP(3.4151*NDVI)$	0.515	$y = 0.5493*x$	0.729	1.3
EVI	$LAI=0.2044*EXP(4.7371*EVI)$	0.905	$y = 1.1136*x$	0.674	0.357

注：表中 x 表示估测值，y 表示真实值

基于 2002 年于小汤山采集的小麦光谱和 LAI 测量数据，获取实测数据的光谱指数与 LAI 的分布图（图 2.10），发现冬小麦的实测数据获得的光谱指数-LAI 含量的分布规律与模拟的结果基本相符合，NDVI 在 LAI 较高时存较为严重的饱和现象。

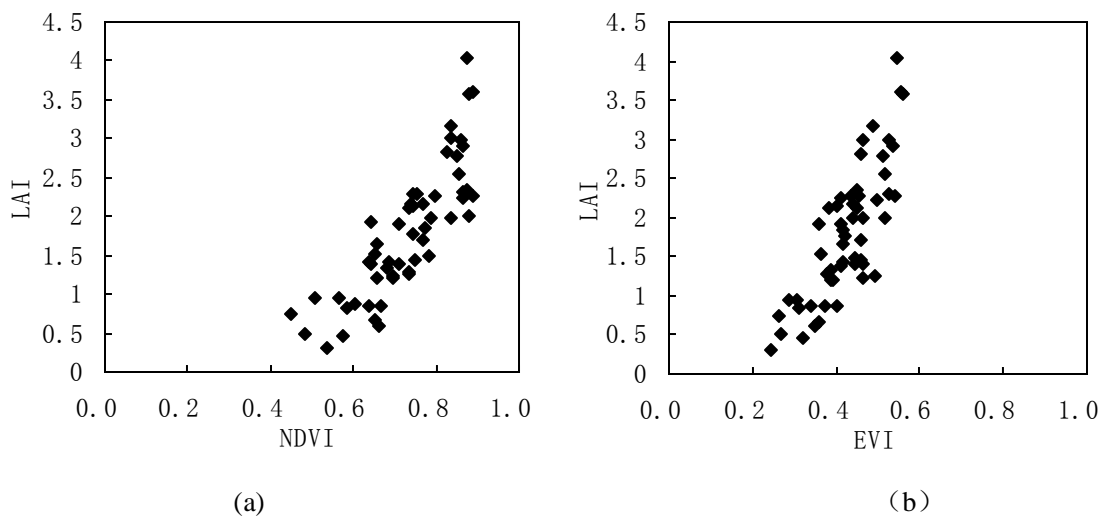


图 2.10 实测数据的光谱指数与 LAI 分布图

(a)NDVI; (b) EVI

根据地面实测的冬小麦光谱数据，使用基于模拟数据建立的 EVI-LAI 反演模型获得了的 LAI 估测结果，LAI 估测值和实测值的散布基本在 45 角度斜线附近（图 2.11a），均方根误差（RMSE）为 0.357，相对 EVI 估测的 LAI 结果，NDVI 对 LAI 估测精度相对较低（图 2.11b），RMSE 为 1.3。

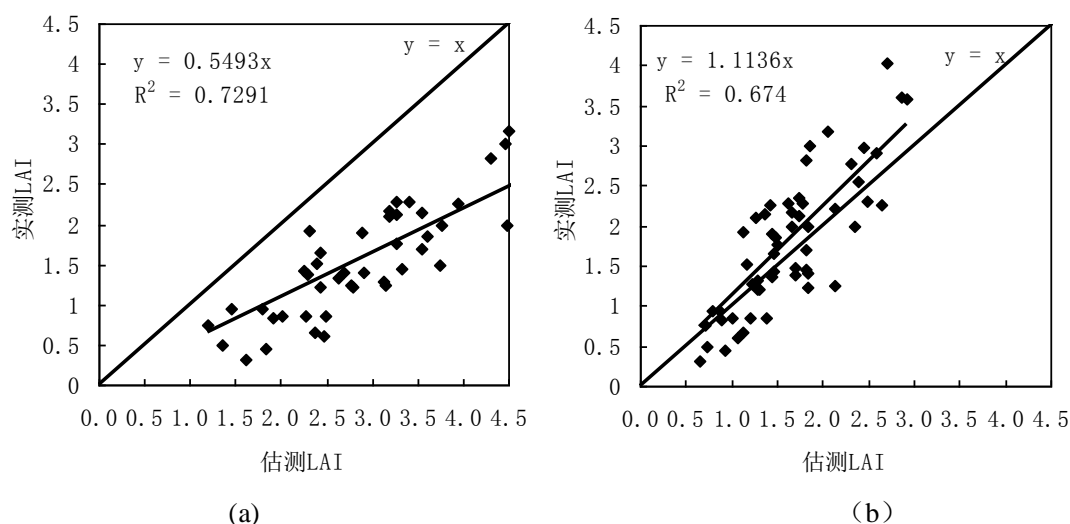


图 2.11 LAI 估测值和实测值散点图  
(a)NDVI 估测结果; (b) EVI 估测结果

总的来说, 实测数据的光谱指数与 LAI 的分布规律与模拟数据的结果是基本一致的, 另外, 验证结果表明基于模拟数据的 LAI 反演模型的精度较高, 说明基于辐射传输模型的模拟数据建立的 LAI 反演模型是可信的。相比 NDVI 而言, EVI 更能够消除光谱指数饱和的问题, 同时抗叶绿素状况干扰能力更强。

### (3) 叶绿素含量反演以及验证

首先比较不同的 LAI 对 3 种光谱指数反演叶绿素 a、b 含量 (Cab) 的影响, 利用 PROSAIL 模拟连续变化的 LAI 和叶绿素含量的光谱数据, 获得了在不同 LAI 条件下的 3 种光谱指数与叶绿素含量的分布图 (图 2.12)。

从 3 种光谱指数与叶绿素含量的分布图中发现, 单一 LAI 条件下 SIPI 和叶绿素呈负对数关系, 在叶绿素含量大约在  $35\mu\text{g}/\text{cm}^2$  以上时 SIPI 饱和 (图 2.12a)。不同 LAI 条件下, SIPI 的数值变化较大, 红边位置 (REP) 和叶绿素含量呈正相关关系。随着叶绿素含量的增加, 红边位置向近红外方向移动; 当输入的冠层参数 LAI 数值增大时, 模拟光谱的红边位置也出现比较明显的红移现象 (图 2.12b)。CCII 指数和叶绿素含量呈明显的负对数关系, 随着 LAI 的增大, 同一叶绿素水平下的 CCII 指数数值变大, 当 LAI 大于 1 时, CCII 受到 LAI 的影响最小 (图 2.12c)。

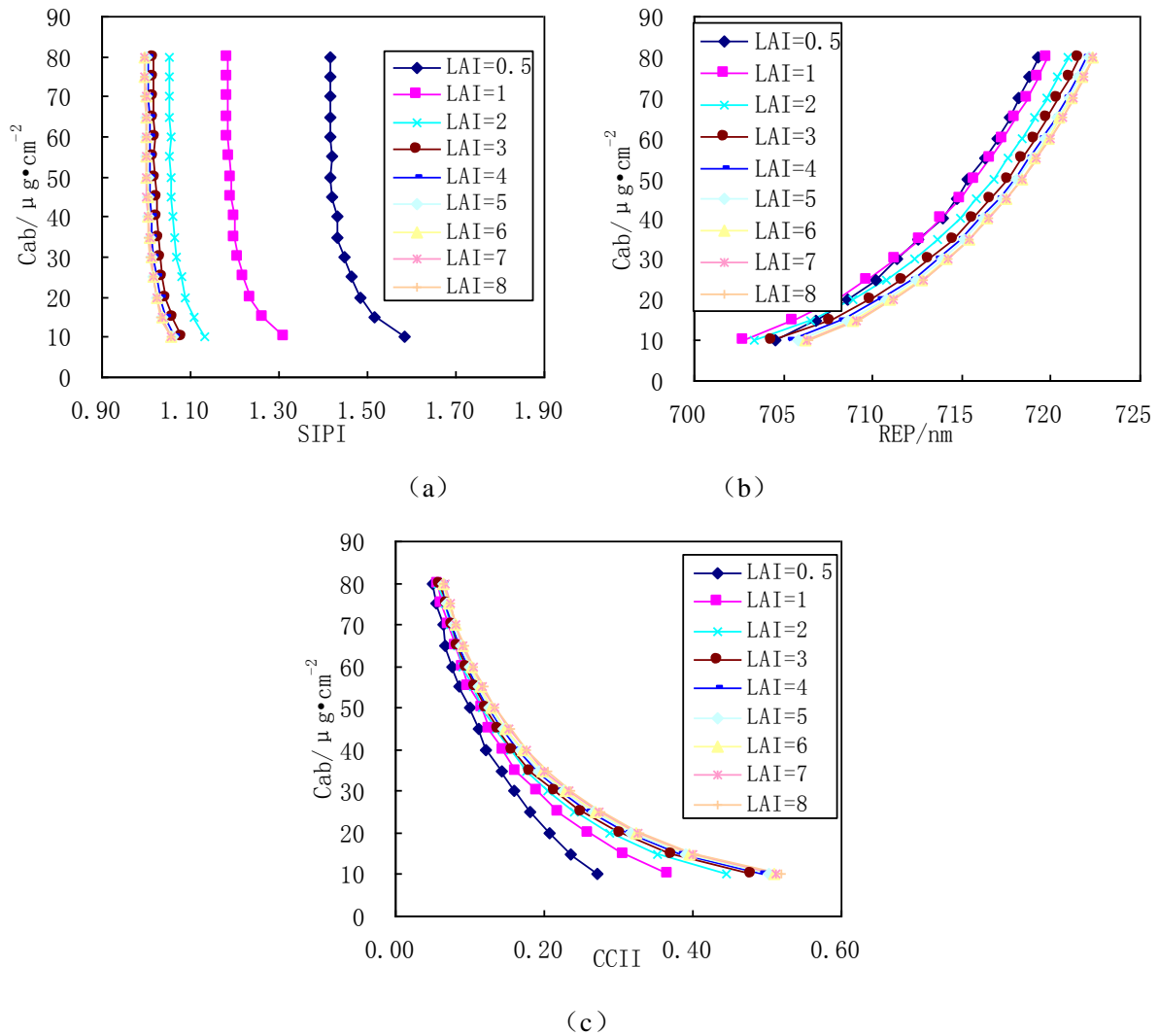


图 2.12 不同 LAI 条件下光谱指数与叶绿素含量分布图  
(a)SIPI; (b)REP; (c)CCII

在不同 LAI 的模拟数据基础上进行光谱指数和叶绿素含量进行拟和, 其拟和式的绝对系数分别为: SIPI (0.025)、REP ( 0.883)、CCII (0.882), 可见 CCII 是抗 LAI 干扰能力较强的光谱指数 (表 2.4)。

表2.4 不同光谱指数的叶绿素反演建模及真实性验证结果

光谱指数	基于模拟数据的叶绿素反演建模		基于实测数据的真实性检验结果		
	叶绿素反演模型	R <sup>2</sup>	实测值与估测值拟和式	R <sup>2</sup>	RMSE/ μg·cm <sup>-2</sup>
SIPI	$Cab = -30.118 \cdot SIPI + 77.086$	0.025	$y = 1.3727x$	0.273	19.71
REP	$Cab = 4.0941 \cdot REP - 2883.9$	0.883	$y = 1.1071x$	0.553	10.33
CCII	$Cab = -32.253 \ln(CCII) - 15.301$	0.882	$y = 0.9793x$	0.662	7.5

注: 表中 x 表示估测值, y 表示真实值

利用不同的叶绿素含量、LAI 下的模拟数据, 构建了 SIPI、REP、CCII 和



叶绿素含量之间的统计关系。由于 LAI 对 SIPI 的影响较大, SIPI 和叶绿素含量相关性较弱, 拟和式的绝对系数只有 0.0248, CCII 和 REP 和叶绿素含量的拟和模型的绝对系数相当。

基于小汤山实测光谱数据和叶绿素数据, 获取 3 种光谱指数与叶绿素分布关系 (图 2.13), 发现冬小麦的实测数据获得的 3 种光谱指数和实测叶绿素含量的分布与 PROSAIL 模拟结果基本相符合。SIPI 与叶绿素含量分布图中, 当叶绿素含量较大时出现了比较严重光谱指数饱和(图 2.13a), 这与模拟光谱数据的 SIPI—叶绿素分布图相符合; REP 和叶绿素含量的呈正相关分布(图 2.13 b), 相关关系较 SIPI 高; CCII 指数和叶绿素含量具有最高的相关性, 两者呈负对数分布(图 2.13 c)。

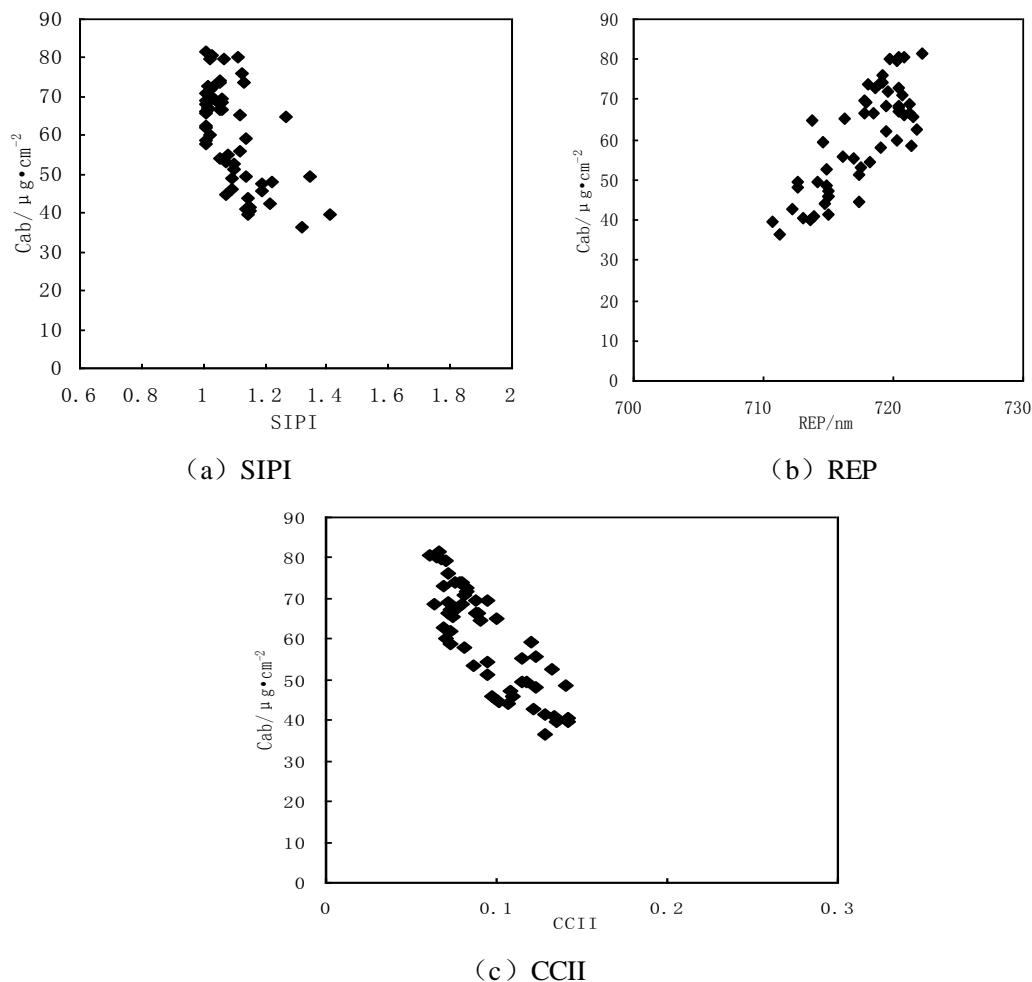


图 2.13 不同光谱指数和实测叶绿素含量分布图

根据地面实测的冬小麦光谱数据, 使用基于模拟数据建立的叶绿素反演模型分别获得了 3 种光谱指数的叶绿素反演模型估测结果, 将估测值和实测值进行截据为 0 的线性拟和, 获得了估测值与实测值的拟和式 (表 2.4)。使用模拟

数据建立的 CCII 叶绿素反演模型的叶绿素含量估测值和冬小麦实测值的分布见图 2.14, CCII 模型估测值与实测值的拟和式斜率为 0.9793, 最接近于 1。REP 估测值与实测值的拟合斜率为 1.1071, SIPI 模型的估测值与实测值的拟和斜率为 0.2728, 与 1 的偏差最大。

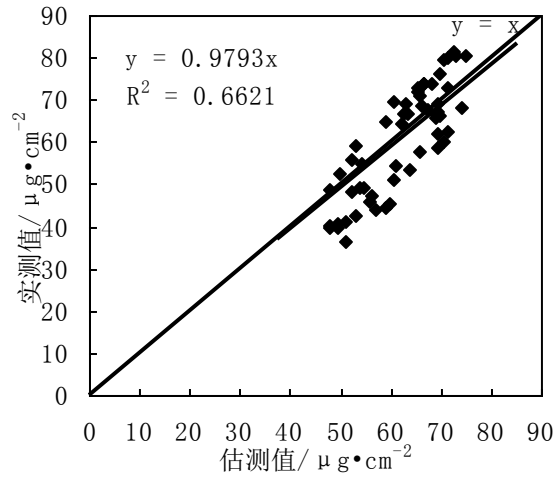


图 2.14 CCII-Cab 模型的估测值与实测值的散点图

分析 3 个指数的叶绿素含量估测值与实测值的均方根误差 (RMSE) (表 2.4), CCII 的叶绿素反演模型估测结果的 RMSE 值最低, 为  $7.49\mu\text{g}/\text{cm}^2$ , REP 的估测精度次之, 其 RMSE 为  $10.33\mu\text{g}/\text{cm}^2$ , 而 SIPI 的估测精度最低, RMSE 为  $19.71\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。REP 的验证精度和基于模拟数据的建模精度相比下降较为明显, 这是因为 REP 在 LAI 较大情况下受 LAI 的影响较大, 从而造成 REP 模型的真实性和检验精度低于 CCII 的结果。相反, CCII 受到 LAI 的影响较弱, 特别在 LAI 大于 1 时, CCII 抗 LAI 的干扰更强。

总的来说, 实测的光谱指数与叶绿素含量分布规律与基于模拟数据的分布规律是基本一致的, 而基于模拟数据的 CCII 叶绿素反演模型的建模精度以及实测冬小麦数据的模型验证精度都比较高, 说明基于辐射传输模型的模拟数据建立的叶绿素反演模型是可信的。

本节考虑了 LAI 变化对植被叶绿素含量反演的影响, 通过模拟多种 LAI 下的植被冠层光谱数据, 分析多种光谱指数叶绿素含量反演性能, 并建立了优选的 CCII 光谱指数与叶绿素含量反演模型。这种方法减弱了统计方法受到单一环境条件的限制, 能够获得更加普适性的反演模型, 真实性检验的结果表明该方法是可行的, 同时, 也证明了冠层辐射传输模型 PROSAIL 模拟植被光谱

的有效姓，所建立的叶绿素含量模型的反演精度较高。

使用合适的光谱指数对于保证反演精度是关键，从模拟数据的叶绿素反演性能分析以及真实性检验来看，SIPI 在冠层叶绿素反演误差较大 REP 与叶绿素相关性较强，但受到 LAI 的影响较大，CCII 能够较大程度地削弱 LAI 变化的影响，是本节推荐用于冬小麦叶绿素含量反演的光谱指数。

## 2.3 植被精细分类

植被精细分类主要有森林树种和作物类型精细分类两个主要内容。树种分类是森林资源调查和监测不可缺少的内容。作物的精细分类是精细农业重要内容，重要的应用为作物分类、杂草分类以及作物与杂草的区分，作物精细分类能够获取同一作物不同品种信息，不同健康状况的作物精细分类也是病虫害监测的有效方法。

由于色素吸收、近红外波段的多次散射，植被在可见/近红外波段有别于土壤、岩石、水体的独特光谱特征，同时，不同植被类型由于其叶片参量不同、冠层结构不同、植株密度不同出现光谱上的差异，利用这些差异可以进行植被类别的精细识别。多光谱遥感数据由于难以获取植被光谱的细微差别，用于进行精确植被类型分类的难度比较大，高光谱遥感图像在树种和作物的精细分类方面具有一定的优势。监督分类方法在植被精细分类最为常见，监督分类包括最小距离分类、Fisher 线性判别、最大似然法、角度填图等。

### 2.3.1 HUGHES 现象

Hughes 现象是指在高光谱分析过程中，随着参与分类运算波段数目的增加，分类精度出现“先增后降”的现象（Hughes,1967）。与多光谱相比，高光谱图像的一个显著特点就是它的波段数目远远多于多光谱图像，因而能够提供更为丰富的细节信息，可以解决许多在多光谱中不能解决的目标探查和分类问题。但由于 Hughes 现象的存在，使得高光谱图像的实际应用受到限制。所以必须对 Hughes 现象寻找出相应的解决方法。

研究表明，分类结果取决于下列 4 个因素：样本的类别可分性、训练样本数目、特征空间维数以及分类器的类型。前三者都和数据有关，本次研究不考虑分类器的选择问题，而重点考虑在数据方面如何提高分类精度。训练样本往

往受到实际调查的限制，并不能随意增加；根据 Hughes 现象，对于有限的训练样本，不能够选择过多的维数，只有选择类别可分性大的特定数目的数据空间，特征提取和特征选择则可以在这方面改善分类效果。

### 2.3.2 特征提取与特征选择

与其它遥感数据相比，成像光谱数据的光谱分辨率要高得多，光谱信息极为丰富，可选择得波段更多，识别物体能力也越强，这是成像光谱数据得有点。对于多数分类器而言并不是使用的通道越多越好。实践证明，通过采用不同的特征提取和特征选择技术，可以使分类精度获得不同程度得提高。

#### (1) 特征提取

分类结果的好坏依赖于选择的特征是否能够精确地描述对象的本质。特征选择准则能否良好反映样本数据的可分离性，对选择特征的结果影响很大。由于植被叶片中的生化物质和物理结构参数控制了植被反射光性质，通过遥感手段可以获得表征这些植被冠层属性。Martin 等(1998)分析了树种叶片的化学特性和树种类型的关系，发现不同树种之间在氮含量和木质素含量的类别差别是比较分明的。植被化学成分的差别为进行高光谱遥感分类用于树种识别提供了重要依据，其结合不同森林树种之间特有的生化特性。根据这个思路，我们可以用来进行植被的高光谱数据的特征提取，即使用能够表征植被主要理化参数的光谱指数，从而大大降低高光谱数据的维数。本文将具有代表性的几种植被指数作为特征选择结果，加入到遥感数据集中。这些光谱指数包括 NDVI、OSAVI、TCARI、TVI 等，它们能够用于表征 LAI、叶绿素等植被理化参量。

#### (2) 特征选择

通过特征提取产生的特征空间中，并不是所有特征都是分类所需要的，有必要进行特征的选择。波段选择算法要确定一定的准则来衡量选择波段的分类效能。常用的波段选择准则有信息熵的准则和类别可分性的准则，后者被认为与类别信息关系密切。一般情况下同类物体在特征空间呈聚类状态，即从总体上说同类物体各样本由于具有共性，因此类内样本间距离应比跨类样本间距离小，Fisher 准则正是以使类间距离尽可能大同时又保持类内距离较小这一种原理为基础的。

离散矩阵作为基于类别距离量度的类别可分性准则，在一些研究中获得了较好的应用成果。散布矩阵由类内距离矩阵、类间距离矩阵计算获得，类内协

方差矩阵表示了样本和相应所属类别中心的分散程度，公式为：

$$S_w = \sum_{i=1}^m P(\omega_i) S_i \quad (2.11)$$

式中  $S_i$  是  $\omega_i$  类的协方差矩阵， $P(\omega_i)$  是  $\omega_i$  类的先验概率。类间协方差矩阵表示各个类别之间的离散程度，公式为：

$$S_b = \sum_{i=1}^m P(\omega_i) (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T \quad (2.12)$$

式中， $\mu_0$  为各类混合分布的数学期望； $\mu_i$  为类的数学期望。显然，愈小，愈大则表明类别可分性愈好。那么，衡量类别可分性的判别标准就可用下式表示，定义离散度为类间协方差阵和类内协方差阵比值的迹，公式为：

$$J_d = \text{trace}(S_w^{-1} S_b) \quad (2.13)$$

式中， $\text{trace}(\cdot)$  表示矩阵求迹。 $J_d$  的值越大说明类别可分性越好。

用穷举方法搜索最优波段组合是不现实的，本次研究选择一种次优的波段选择搜索方法——顺序前进法 (Sequential Forward Selection, SFS)。SFS 是一种自下而上的搜索方法，每次从各时相未选入的波段中选择一个波段，使它与已选入的波段组合的可分性判据达到要求的条件为止。

### 2.3.3 基于光谱指数的植被精细分类

#### (1) 实验区与图像获取

实验区位于中国东北的吉林省汪清县林区，中心经纬度为 (130°29'E, 43°22'N)，地处北温带的季风区，属大陆性季风气候。夏季一般从六月到八月，秋季开始于 9 月，冬季时间比较长，从 11 月至次年的 3 月，阔叶林和落叶松在深秋的时候开始落叶。一年中最高气温出现在 7 月份，平均气温为 20.6℃，最低在 1 月份，平均气温为零下 16℃。研究区域的面积大约为 3.35 km<sup>2</sup>。以森林优势树种为分类标准，实验区常见森林优势树种有：柞树 (*Quercus Mongolica*)，红松 (*Pinus koraiensis* Sieb)，落叶松 (*Larix olgensis*)，杨树 (*Populus canadensis* Moench)，白桦 (*Betula ermanii*) 以及由云杉 (*Picea jezoensis* var. *komarovii*, *P. koraiensis*) 和冷杉 (*Abies nephrolepis*) 组成的暗针叶林。实验区少有纯林，红松林经常混有云杉和冷杉，而暗针叶林也会混有一定的红松以及一定数量的阔叶树种。柞树多生长在海拔较低的土壤水分和养分条件较好的阳坡

上。根据调查,实验区有一定面积生长少于 10 年的幼龄落叶松,此次研究中将落叶松分为成年落叶松和幼龄落叶松。

CHRIS 实施推帚式扫描,太阳同步轨道,高度 600km,视场角为 1.3 度。CHRIS 有 5 种工作模式,本次实验获取图像使用的是针对陆地应用的模式 3。模式 3 可获取 18 个波段,波段范围为 400~1050nm,图像的空间分辨率为 17 米。三景 CHRIS 垂直观测的图像获取时间分别为:2004 年 6 月 2 日,9 月 24 日,11 月 21 日,分别处于初夏、秋天、初冬时期。

图像预处理包括坏行处理、大气校正及几何精校正。由于 CCD 坏点的存在,CHRIS 图像的坏行比较明显,采用邻近行平滑的方法去除坏行。基于汪清地区 1:100000 地形图,使用 EDARS8.4 软件对三个时相的 CHRIS 图像进行了几何校正,每幅图像的地面控制点超过 35 个,校正的精度在 1 个像元以内。使用耦合 MODTRAN-4 模型的 ACORN 大气校正软件进行大气校正,获得汪清实验区三个时相的反射率图像。

结合实验区地面林相调查以及实验区林相图,划取了七种优势树种类别以及非植被区的 5021 个像元的训练样本,并且划取了独立于训练样本的 2365 个像元的测试样本。

## (2) 特征提取与特征选择结果分析

Hughes (1967) 在选择波段数目方面进行了一定的探讨,认为最优波段数目与分类样本的概率模式和未知概率模式的有关。同时,经验表明,当训练样本数目是样本维数的 6 到 10 倍的时候能够得到很好效果,而训练样本为波段的 100 倍时才能得到较理想的效果。本次研究关心引入光谱指数的作用,将不特别研究最优波段数目,根据 Hughes (1967) 的研究中的概率模式,按照汪清地区每类树种的平均训练数目,确定入选波段数目大约为 18 个,即每个时相选择 6 个波段或光谱指数作为分类的特征集

基于公式(2.13)计算了各个时相的所有光谱指数数据的可分性指标,发现 6 月份的各光谱指数的可分性最高,这显示六月份是识别森林类别的较好季节。几种可分性指标中,OSAVI、NDVI 的可分性大于 EVI; TVI 的可分性指标要高于 TCARI。五种植被光谱指数的大小顺序在三个季节内都是相同的(图 2.15)。

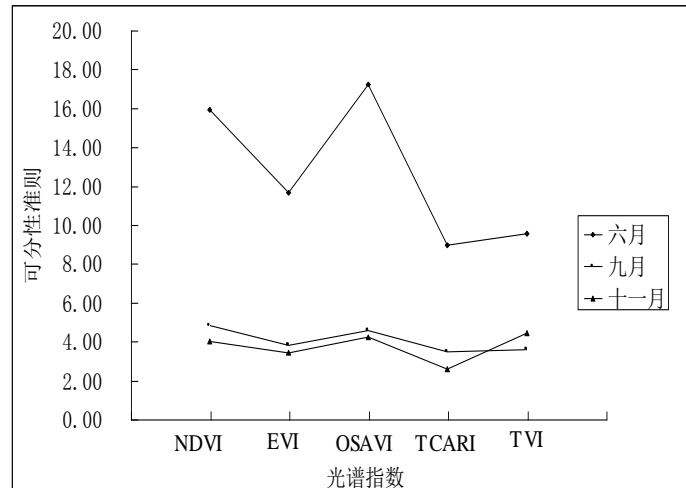


图 2.15 不同时相的光谱指数的可分析准则数值

以离散矩阵作为类别可分性准则，采用 SFS 方法获得了每个时相在特定的入选波段数目下的佳波段组合。前六个入选特征集的光谱指数和波段的先后顺序分别是：OSAVI、TVI、550nm、1015nm、780nm、NDVI 的优化组合。OSAVI、NDVI 与植被冠层参数 LAI 关系密切，TVI 用来表示植被叶片叶绿素的光谱指数，550nm 波段是叶绿素的反射峰，1015nm 与叶片水分吸收有关，780nm 波段和 LAI 以及叶片细胞结构有关。总的来说，入选的顺序可以看出不同植被指数、波段的植被类别分类的能力有所不同，表征植被属性的光谱指数首先入选。

### （3）分类和结果分析

最大似然法（MLC）是经典的监督分类方法，根据属于类别的概率最大的假设来指定每个像元的类别，MLC 已被广泛应用在遥感分类中。监督分类器对训练样本进行学习，可能存在过学习和欠学习情况。实现分类精度评价是最直接有效的检验分类效果的方法，本节利用测试样本计算混淆矩阵的方法获取优势树种的分类测试精度。

基于文中的法获得了包括光谱指数的优选波段组合，根据训练样本进行了 MLC 分类，获得了汪清实验区的七种优势树种的分类填图（图 2.16），并统计了实验区七种不同树种类型的分布面积：成年落叶松（14.4%）、幼龄落叶松（0.5%）、红松（5.37%）、白桦（24.55%）、杨树（5.96%）、柞树（24.34%）、暗针叶林（3.79%）。柞树在实验区占据的面积最大，红松、暗针叶林面积较少。

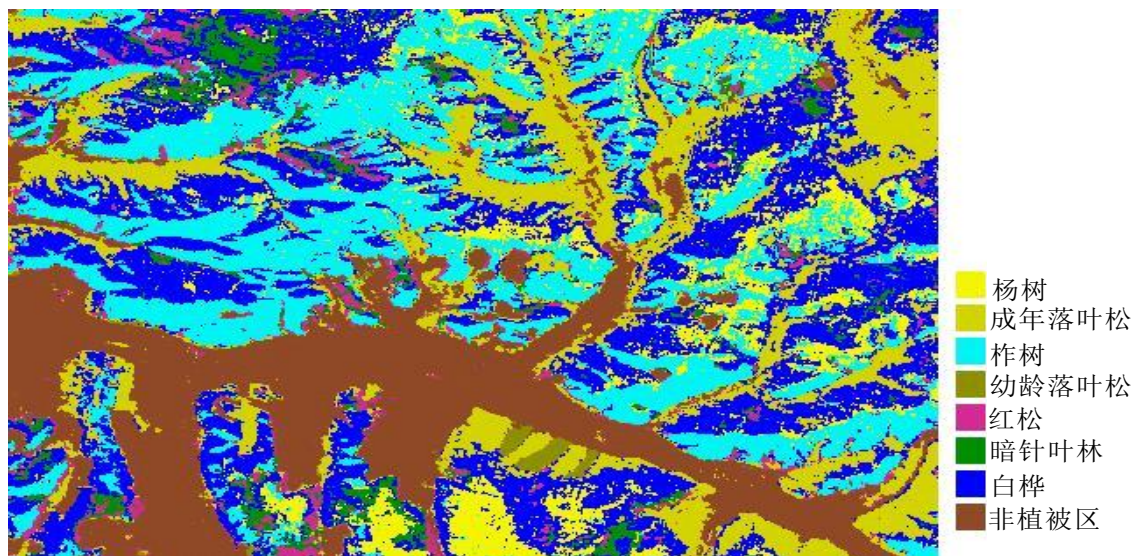


图 2.16 基于多时相的光谱指数组合的优势树种填图

通过计算测试样本的分类混淆矩阵获得了分类结果的测试分类精度（表 2.5）：幼龄落叶松和成年落叶松都能够较成功的识别，其测试分类精度达到 92.45%和 99.88%，柞树的测试精度高达 99.25%，白桦林的分类精度也达到 93.87%。杨树林中有 10.55%被误分为白桦林，36.55%部分被误分为柞树林。红松和暗针叶林的识别精度大致相当，分别为 65.69%和 63.75%，红松和暗针叶林之间有一定程度的误分，识别的难度较大。汪清实验区 CHRIS 图像的树种填图总体分类精度达到 86.5%，Kappa 系数达到 0.8391。

表2.5 基于测试样本的分类结果混淆矩阵

类别	杨树	成年落叶松	柞树	幼龄落叶松	红松	暗针叶林	白桦
杨树	41.75	0	0	0	0	0.4	0.27
成年落叶松	1.19	99.88	0	1.26	0.65	0	5.73
柞树	36.55	0	99.25	0	0	1.59	0
幼龄落叶松	0	0	0.45	92.45	0	0	0
红松	8.02	0	0.15	0	65.69	25.5	0
暗针叶林	1.93	0	0	0	32.35	63.75	0.13
白桦	10.55	0.12	0	1.89	1.31	8.76	93.87

为了进一步比较光谱指数相对遥感反射率在树种识别的性能，利用全部波段反射率数据进行了树种分类，发现使用全部的三个时相 54 个波段的分类结果的训练精度接近 100%，但测试精度为 79%。本次研究使用了包括光谱指数在内的 18 个波段，其测试精度则达到 86.5%以上。同时，利用本文的波段选



择算法, 获取了每时相中的 6 个波段遥感反射率数据, 这六个优选的波段依次为 674nm、780nm、1015nm、530nm、705nm、442nm 波段, 其分类结果的测试分类精度为 84%, 低于本文引入光谱指数的特征提取和选择方法的分类精度。

多时相高光谱数据增强了树种精细分类的能力, 也带来数据冗余问题, 导致分类精度降低。本节研究的目的在于使用表征植被理化参数的植被指数, 同时借助于多时相信息, 快速构建新的特征空间。根据本节方法获得的汪清林区优势树种分类精度评价结果显示, 基于光谱指数的特征选择和特征提取算法进行高光谱森林树种分类, 其分类精度有了较大提高。

## 2.4 本章小结

在不考虑成像因素变化的前提下, 本章进行植被理化参量反演和类别属性提取常规建模研究, 主要工作体现在:

(1) 对植被光谱特征分析和常用理化参量相关的光谱指数进行了总结。通过分析叶片生化物质在可见-近红外波段的纯物质吸收系数数据, 分析植被理化参量的光谱吸收特征波段以响应特点。

(2) 总结了常用的植被理化参量反演的统计建模方法, 认为传统的统计模型受到样本参量自相关等因素的影响, 导致模型普适性差, 进而引入偏最小二乘 (PLS) 方法进行遥感数据与叶片生化参量的建模, 用于减弱植被参量自相关带来的影响, 并通过 PLS 建模系数评价了不同波段对植被参量模型的贡献。

(3) 利用物理模型和统计方法的优点, 使用 PROSAIL 模型获取多种植被状态下的模拟光谱数据, 利用模拟数据进行较佳的光谱指数筛选, 发现 EVI 对 LAI 较敏感, 而 CCII 对于叶绿素含量较敏感, 在此基础上构建植被参量反演模型。通过地面实测数据对各模型进行验证, 发现模拟数据的光谱指数与植被理化参量之间的分布关系与实测数据的结果相符, 模型估测精度较高, 从而证明了建模方法的有效性。

(4) 本章总结了植被精细分类中特征提取和特征选择方法, 提出了基于光谱指数参与的特征提取和选择方法用于多时相高光谱数据的植被精细分类。实验发现, 表征植被冠层结构和叶绿素状况的 OSAVI、TVI 被首先进入优选波段组合, 基于入选的 18 个优选波段, 获得了汪清实验区 86.5% 的测试分类精

度，比使用全波段反射率数据的测试分类精度高出 6.5%，同时也高于基于反射率数据波段选择的分类精度 84%。因此说，光谱指数参与的特征提取和选择对提高植被类别分类精度和效率是十分有益的。

（5）本章的植被信息提取模型建模没有考虑遥感信号生成过程因素的影响，但遥感成像过程中的大气、遥感器的多种因素都可能影响植被信息提取的效果。因此，使用航空/航天遥感图像进行植被信息提取时，还需要考虑遥感数据的光谱分辨率、空间分辨率等对植被信息提取造成的影响。

## 第三章 遥感成像过程模型与图像模拟

遥感图像特点与遥感成像过程中诸多因素有关, 获取不同成像参数的遥感数据及相应的地物属性数据, 是研究成像因素对植被遥感应用的影响分析研究的重要途径。由于无法收集全面的遥感成像参数对应的图像数据, 并难以获得与图像同步的地面属性数据, 因此, 获取多种成像因子的不同参数对应的遥感图像需要借助遥感图像模拟技术。遥感图像模拟以遥感成像过程模型为核心, 考虑的成像因素涉及太阳辐射、大气传输、地面光谱特性、遥感器成像等多个方面, 最终获得特定遥感成像参数下的模拟数据, 并达到遥感成像因素影响分析的数据需求。

### 3.1 遥感成像的物理过程及数学模型

#### 3.1.1 遥感成像的物理过程

遥感以电磁波与地球表面物质的相互作用为基础, 通过遥感器非接触地采集目标对象的电磁波信号。遥感数据的采集过程涉及太阳辐射源、大气辐射传输、地表与电磁波的响应以及遥感器成像系统几个部分, 而大气辐射传输有分为下行辐射和上行辐射两个过程。

##### (1) 太阳辐射源

太阳辐射的光谱是连续的, 光谱范围包括紫外、可见光、红外、X 射线、 $\gamma$  射线、微波波段等, 从近紫外到中红外这一波段区间能量最集中且相对稳定。太阳辐射为多数被动遥感提供辐射能量, 其中的可见光区间和红外区间的大气窗口往往在被动遥感中采用。太阳辐射能量与日地距离有关, 距离太阳越远, 太阳辐射强度越小。

##### (2) 下行辐射在大气中的传播

太阳辐射要到达地表, 首先需要通过地球大气层。下行的太阳辐射与大气微粒的相互作用而发生吸收和散射, 到达地面的辐射包含了太阳直接辐射和大气散射的太阳辐射两部分。大气中吸收太阳辐射的主要成分是氧气、臭氧、水汽、二氧化碳、甲烷等, 不同气体对不同波长辐射进行选择性吸收。散射作用的强弱取则决于入射辐射的波长及散射粒子的性状、大小。当散射粒子的尺度

远小于波长时，称为瑞利散射，这主要是空气分子的散射，瑞利散射系数与波长的四次方成反比；当粒子尺度可与波长相比拟时，称为米氏散射，散射系数是波长和粒子半径的一个复杂函数；当粒子尺度远大于波长时，称为无选择性散射，散射系数与波长无关。大气吸收和散射作用使连续的太阳辐射光谱变得“残缺不全”，其中有些大气吸收作用较弱、透过率较高的波段称为大气窗口。

### （3） 地表与电磁波相互作用

不同波长的辐射到达地表，地表植被接收的辐射被选择性地反射、吸收、透射、折射等。植被对红外波段高反射，对绿光低反射，对红光、蓝光吸收并用于光合作用，同时植被的下界面对透过冠层的辐射有一定反射作用。经过地表反射的辐射光谱将带有大量的地表信息。

### （4） 上行辐射在大气中的传播

由于地表反射的辐射信号包含地表光谱响应特征，与下行辐射相比，上行辐射的大气效应对地表遥感信号的干扰较大，不仅使遥感器接收的地面辐射强度减弱，而且由于天空散射光使遥感影像反差降低，并引起遥感数据的辐射变化、几何畸变、图像模糊，直接影响到图像清晰度、质量和解译精度。

### （5） 遥感器成像

遥感器接收通过大气的地面反射的辐射信号，之后通过光学镜头、准直系统、色散系统、成像装置、采集系统，最终获得遥感数字图像。与大气对辐射信号的影响相似，地物辐射信号在成像系统的传输也会造成图像几何畸变、图像模糊，并且成像系统中多个环节上都噪声有产生，使原有信号发生变化。

## 3.1.2 成像过程的数学模型

遥感成像过程涉及因素众多，本小节将对物理过程进行详细分析，并对各成像过程进行数学描述，从而构建主要遥感成像过程的数学模型。

### （1） 大气层顶太阳辐射的计算

大气层顶太阳辐射与太阳辐射和日地距离都有关系。太阳常数指在距离太阳一个天文单位内垂直于太阳辐射方向上单位面积、单位时间黑体所接收的太阳辐射能量。太阳常数的符号为  $I_0=135.3\text{ W/m}^2$ 。地球围绕太阳以椭圆形轨道运行，太阳位于其中的一个焦点上。地球大气层顶接收到的太阳辐射的强弱与日地距离的平方成反比，地球大气层顶接收到的太阳辐射强度  $I(d)$  为：

$$I(d) = I_0 * (d/d_0)^2 \quad (3.1)$$

式中,  $d_0$  为平均日地距离,  $d$  为日地距离。由于日地距离时刻在变化, 每年 1 月 2 日至 5 日经过近日点, 7 月 3 日至 4 日经过远日点, 远日点与近日点的日地距离之比为 1.034。由于太阳大气层顶的辐射强度也会随日地距离的变化而变化, 根据公式(3.1), 近日点的太阳辐射强度是远日点的 1.069 倍。

## (2) 大气辐射传输模型

按照成像过程中辐射传输的时间先后顺序, 首先考虑下行的大气辐射传输模型构造。除了太阳直接辐射外, 到达地表的辐射还包括从天空散射的太阳辐射以及地面与大气多次散射漫射的辐射, 地面接收的下行辐射包括:

### a) 太阳直射辐照度

$$E_{sol}^{dir} = \mu_s E_s \exp(-\tau / \mu_s) \quad (3.2)$$

其中  $\tau$  为大气光学厚度,  $\mu_s = \cos(\theta_s)$ ,  $\theta_s$  为太阳天顶角,  $E_s$  为天顶太阳辐照度,  $\exp(-\tau/\mu_s)$  为大气对太阳直射光的大气透过率。

### b) 天空漫射辐照度

$$E_{sol}^{diff} = \mu_s E_s t_d(\theta_s) \quad (3.3)$$

其中  $t_d(\theta_s)$  为太阳漫射透过率。

### c) 地表与大气之间的多次散射漫射辐照度

$$[E_{sol}^{dir} + E_{sol}^{diff}] [\rho_t S + \rho_t^2 S^2 + \dots] = \mu_s E_s T(\theta_s) \frac{\rho_t S}{1 - \rho_t S} \quad (3.4)$$

其中  $\rho_t$  为地表反射率,  $S$  为大气的球反照率,  $T(\theta_s)$  为总透过率,  $T(\theta_s) = \exp(-\tau/\mu_s) + t_d(\theta_s)$ 。

因此, 到达地面的总辐照度  $E_g$  为:

$$E_g = \mu_s E_s T(\theta_s) + \mu_s E_s T(\theta_s) \frac{\rho_t S}{1 - \rho_t S} = \mu_s E_s T(\theta_s) / (1 - \rho_t S) \quad (3.5)$$

其次, 考虑上行辐射经大气吸收、散射等作用, 遥感器入瞳处接收到的辐射包括:

### a) 目标像元反射辐射经大气光束衰减后的辐亮度

$$L_{dir} = \mu_s E_s \frac{T(\theta_s)}{1 - \rho_t S} \rho_t \exp(-\tau / \mu_v) \quad (3.6)$$

其中  $\mu_v = \cos(\theta_v)$ ,  $\theta_v$  为遥感器观测天顶角,  $\exp(-\tau/\mu_v)$  大气的直射透过率。

b) 大气对太阳光的散射辐亮度

$$L_{psc} = \mu_s E_s \rho_a(\theta_s, \theta_v, \phi_s - \phi_v) \quad (3.7)$$

c) 周围像元贡献的入瞳辐亮度

$$L_{dsc} = \mu_s E_s \frac{T(\theta_s)}{1 - \rho_t S} \rho_t t'_d(\theta_v) \quad (3.8)$$

这是在假设地面目标均匀一致且具有朗伯表面，根据互易定律，公式(3.8)的  $t'_d(\theta_v) = t_d(\theta_v)$ ，定义  $T(\theta_v) = \exp(-\tau/\mu_v) + t_d(\theta_v)$ 。

因此，遥感器入瞳处的辐亮度  $L$  为：

$$L = L_{dir} + L_{psc} + L_{dsc} \quad (3.9)$$

### (3) 地物辐射传输模型和成像几何模型

地物的大小、形状、排列、数量等属性的差异，导致反射率光谱出现不同的光谱特性。以植被为例，植被主要通过冠层内部的结构、组分，对不同的波长有不同的光谱响应。不仅如此，植被光谱表现出较强的二向反射特性。对于特定时间的植被冠层而言，BRDF 模型可以简化为：

$$S = F(\lambda, \theta_s, \psi_s, \theta_v, \psi_v, C) \quad (3.10)$$

其中， $\lambda$  是波长， $\theta_s$  和  $\psi_s$  是太阳天顶角和方位角， $\theta_v$  和  $\psi_v$  是观测天顶角和方位角， $C$  是关于植被冠层的特性参数，包括叶倾角、叶面积指数、叶片层数、叶绿素含量、水分含量和干物质含量等。目前植被 BRDF 计算模型包括有辐射传输模型、几何光学模型和混合模型等，这些模型从不同角度描述了植被辐射传输过程。

成像几何参数是 BRDF 模型中的重要驱动参数，“太阳—目标—遥感器”的坐标系中（图 3.1），成像几何参数的基准点是目标像元点。基于目标像元中心点的成像几何参数有：太阳天顶角、太阳方位角、观测天顶角、观测方位角。另外，地面高程 DEM 是影响太阳-目标-遥感器几何关系的重要因素，当地表出现起伏，目标像元的成像几何参数也将发生变化。

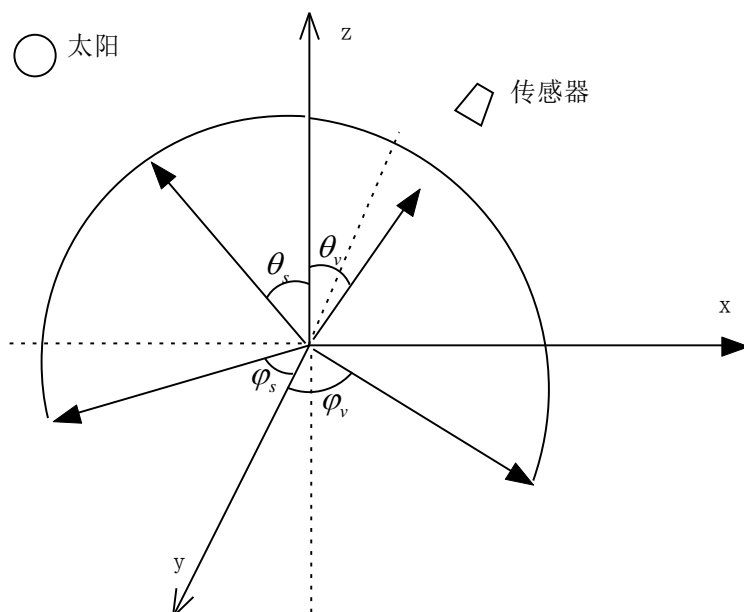


图 3.1 太阳-目标-传感器成像几何关系

#### (4) 传感器成像模型

遥感器成像系统数学建模将分解为信号空间调制、探测器光谱响应、数模转换过程、噪声产生机制等多个过程，通过空间调制方式描述光学镜头、分光系统以及探测器对遥感信号的空间采样，通过光谱响应来描述遥感信号的光谱采样，并通过噪声产生机制来描述成像系统的噪声生成，以及通过线性函数来描述成像系统的模数转换。

##### (a) 信号空间调制

将光学成像系统的总体响应看作是一个数学变换，调制传递函数反映遥感器的光学对比度与空间频率的关系，是成像系统对所观察景物再现能力的度量。光学成像系统模型如前所述，根据线性滤波理论，由一系列具有一定频率特性的分系统所组成的成像系统，只要逐个求出分系统的传递函数，其乘积就是整个系统的传递函数。遥感成像系统的  $MTF$  包括光学系统的调制传递函数  $MTF_o$ 、探测器的  $MTF_d$  和电子线路的  $MTF_e$ 。光学成像系统总的传递函数  $MTF$  为各分系统传递函数的乘积：

$$MTF = MTF_o \cdot MTF_d \cdot MTF_e \quad (3.11)$$

点扩散函数 (PSF) 是调制传递函数在空间域上的表示，因此，点扩散函数可以代替调制传递函数来描述信号空间采样。

##### (b) 探测器光谱响应

遥感器在某一波段对光谱进行选择采样，常用波段光谱响应函数被用来

表述光谱采样的范围以及采样范围内的响应系数。光谱分辨率即波段宽度，其定义为达到 50% 光谱响应时的波长范围。如图 3.2 所示，纵坐标表示探测器的光谱响应，横坐标所代表波长。

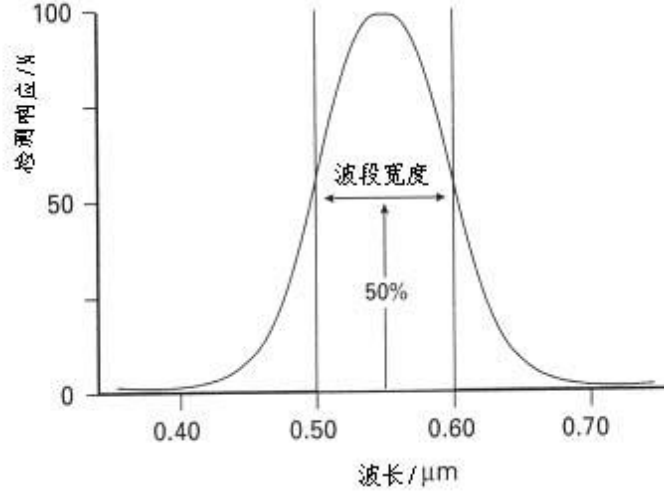


图 3.2 波段光谱响应函数示意图

遥感器的每个波段实际接收到的辐亮度是该波段的波长范围内各个波长处接收的能量之和。由于不同传感器往往具有不同的波段相应函数，为相互比较方便，常对遥感器接收到的能量进行归一化处理，即分别除以该波段范围内的波段响应的积分值：

$$L_{\text{band}} = \frac{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} L(\lambda) f(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} f(\lambda) d\lambda} \quad (3.12)$$

其中： $L_{\text{band}}$  是某波段的归一化辐亮度值； $f(\lambda)$  是遥感器某波段的光谱响应函数， $L(\lambda)$  是遥感器入瞳处辐亮度， $\lambda_{\max}$  和  $\lambda_{\min}$  分别是光谱响应的波长范围的上下界。

#### (c) 信号转换过程

遥感器获取到的信号必须通过模数转换为数字数据进行记录保存。经过模数转换每个像元获得了 DN 值数据。对于色散型成像光谱仪，通过绝对辐射定标建立 DN 值到归一化辐亮度之间的关系，辐射定标遵从的公式是：

$$L_{\text{band}} = c_1 * DN + c_0 \quad (3.13)$$

其中， $c_0$  和  $c_1$  是由实验室定标得到的系统增益与偏置参数。

#### (d) 噪声产生机制

在光学遥感中，图像噪声主要由周期性噪声和随机噪声构成，其中周期性噪声可以由频域变换滤波有效地消除，而随机噪声的影响一直存在，这种随机



噪声一般认为是加性噪声（Corner，2003）。加性噪声指是由发生源产生并叠加在图像上的与图像信号无关的噪声，用模型表示为：

$$z_b(i, j) = s_b(i, j) + n_b(i, j) \quad (3.14)$$

其中  $z_b(i, j)$  为包含噪声的图像， $s_b(i, j)$  为图像信号， $n_b(i, j)$  为图像噪声。通常采用高斯白噪声对这种加性噪声进行模拟，其概率密度函数为：

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} e^{-x^2/2\sigma_n^2} \quad (3.15)$$

其中  $\sigma_n$  为噪声的标准差。高斯白噪声含有所有频率成分且振幅频谱恒定，又具有高斯分布的性质，是最具有代表性的噪声模型。

## 3.2 基于成像过程模型的遥感信号模拟方法

### 3.2.1 成像图像模拟总体思路

根据 3.1.2 节对光学遥感成像过程的数学描述，对成像过程的每个环节选择合适的算法进行模拟，然后将各个成像过程模拟结果集成，从而形成对应特定成像参数的模拟图像。成像过程模拟分为三个部分：地物辐射特性模拟、大气辐射传输过程模拟以及成像系统成像模拟。遥感成像过程模拟的总体框架（图 3.3）展示了三者的关联关系：

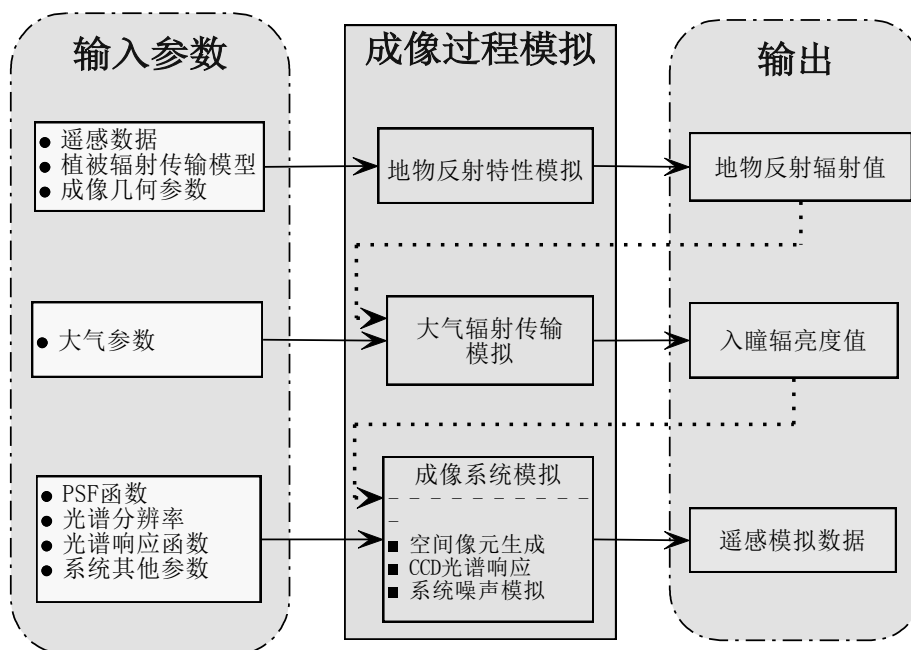


图 3.3 遥感成像模拟示意图

### 3.2.2 地物反射率模拟方法

#### (1) 成像几何参数计算

成像几何参数的确定是进行图像模拟的首要内容,不论是地物反射率模型还是大气辐射传输模型,都需要成像几何参数的驱动。

成像几何的传感器相关参数包括传感器-目标的距离、观测天顶角、观测方位角,这些参数通过特定遥感平台的轨道模型获得。成像几何的太阳相关参数包括太阳天顶角、太阳方位角、日地距离。对于特定时间和特定观测位置,通过地球公转轨道确定日地距离以及太阳相对于观测点的天顶角(王炳忠, 1980),并通过日地距离进行天顶太阳辐射的计算(公式(3.1))。

#### (2) 地物反射率生成

地物反射率数据是图像模拟中地表状况最重要的属性,直接决定了地物反射辐射能量的多少。由于图像模拟中需要进行像元空间采样、光谱采样,因此,地表反射率数据需要具有高空间、高光谱分辨率的特点。目前主要有多种方式获得地面植被区域高空间、高光谱分辨率的反射率数据:

##### a) 高空间、高光谱遥感数据

高空间分辨率的高光谱图像是用于图像模拟的理想底图数据, AVIRIS、PHI、OMIS、HYPERION 等都可以满足这些要求的。另外,植被光谱数据库提供大量的植被光谱以及其它类型地物光谱,可以用于遥感数据的单点模拟。由于植被光谱数据配套有观测参数、植被属性参数,能够形成比较完整的植被遥感观测参数体系,可用于进行基于模拟数据的植被信息模型构建和检验。

##### b) 基于离散波段遥感数据的光谱插值方法

遥感图像模拟需要比离散间隔更小的“连续光谱”,但大部分实测遥感数据的光谱并不十分连续。在缺乏具有众多波段的高光谱图像的情况,为了获取比较连续的光谱进行光谱采样,需要对只有若干离散波段的遥感图像进行插值。一般采用的方法有线性插值、样条插值等多种插值方法。

##### c) 植被辐射传输模型的光谱模拟方法

植被叶片及冠层辐射传输模型能够模拟多变条件下的植被光谱。本论文将以 PROSAIL 模型为基础,通过合理改变叶绿素含量、叶面积指数、叶片结构信息、背景土壤条件等模型输入参数,模拟不同生长状态下的植被反射率数据。

### 3.2.3 大气辐射传输过程模拟方法

经过大气和地表共同的吸收、散射作用，遥感器入瞳处接受的辐射同时包含大气和地表信息。遥感成像过程的大气辐射传输模拟主要包括下行的辐射传输和上行的辐射传输两个部分。选择适当的辐射传输模型和确定合适的大气参数，是准确模拟大气辐射传输对遥感图像影响的重要保证。国内外许多遥感专家正在积极从事该类模型的发展，基于大气辐射理论的模型有 5S、6S、Lowtran 系列、Modtran 系列等。这些比较流行的大气辐射传输模型考虑了大气光学厚度、温度、气压、湿度、大气分布状况等大气参数，既能较合理模拟大气散射、气体吸收现象，同时产生连续的光谱。

本次研究将基于 6S 模型进行特定成像几何条件、大气条件的大气辐射传输过程模拟，获得上行、下行辐射中的各部分的贡献量，并最终模拟得到地面下行辐照度数据和遥感器入瞳处的辐亮度数据。

### 3.2.4 遥感器成像系统模拟方法

遥感成像系统模拟的主要流程是：以各个典型遥感器的载荷指标为依据，以遥感成像系统的点扩展函数（PSF）为基础，考虑典型遥感器的物理特性、成像方式以及卫星平台的几何姿态，模拟遥感器的波段光谱响应、像元空间采样过程；进行遥感器的量化（A/D 转换）过程的模拟，将模拟的连续的电信号转变为离散的数据值，建立信号处理过程的模拟；最后进行系统噪声模拟。

#### （1）像元空间采样模拟

点扩散函数 PSF 与调制函数 MTF 之间存在着傅立叶变换的关系，即  $MTF(u,v) = FT[PSF(x,y)]$ 。点扩散函数的数值和遥感器本身特性有关，基于点扩散函数可以获得特定空间分辨率下的遥感信号空间采样结果。

#### （2）探测器光谱响应模拟

波段光谱响应函数的获取对于进行探测器光谱响应模拟至关重要，将通过两种方式确定遥感器的光谱响应函数：

a) 实测的遥感器波段光谱响应函数。一些大型遥感器一般都经过严格的实验室定标，具有各波段光谱响应数据，同时，定期地进行星上仪器定标，精确获得遥感器的波段光谱响应函数数据。

b) 根据波段宽度构建波段光谱响应函数。

光谱分辨率是光谱响应的半高宽，在没有实测波段光谱响应函数的情况下，假定光谱响应的函数类型，可利用光谱分辨率计算获得波段的响应函数数据。

由于目前定量化遥感使用的基础数据多为反射率数据，因此有必要通过波段等效的方式获得特定波段采样参数下的等效反射率，并通过等效反射率方式分析遥感成像因素对遥感数据的影响。等效反射率  $R_{band}$  的计算公式：

$$R_{band} = \frac{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} R(\lambda)F(\lambda)f(\lambda)d\lambda}{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} F(\lambda)f(\lambda)d\lambda} \quad (3.16)$$

式中， $F(\lambda)$ 表示地表接收的下行辐射值。

#### c) 数模转换模拟

遥感器光电转换器件将光信号转换成电信号，并通过放大、采样量化，最后将每个波段的辐亮度信息记录为 DN 值。按照公式(3.13)可以实验室测量获得了 DN 值到入瞳辐亮度的转换关系，通过反向计算，得到入瞳辐亮度到遥感器的数字图像的 DN 值：

$$DN = (L_{band} - c_0) / c_1 \quad (3.17)$$

其中， $c_0$ 和 $c_1$ 是由实验室定标得到的系统增益与偏置参数。

#### d) 噪声模拟

传感器的成像过程中的随即噪声既有加性噪声，也有乘性噪声。乘性噪声的起因有遥感器的奇偶效应、CCD 不均一性等。作为加性噪声的系统白噪声贯穿于成像的各个步骤，引入系统白噪声是传感器模拟的核心之一。在遥感图像噪声评估中，经常假定系统中噪声为高斯白噪声（侯波，2002），本文仅考虑对高斯白噪声带来的系统误差，一是高斯白噪声可用具体的数学表达式表述，便于推导分析和运算；二是高斯白噪声确实反映了实际系统中的加性噪声情况，比较真实地代表了系统噪声的特性。

信噪比（SNR）是成像光谱仪获取的信号和噪声的比率，它是成像光谱仪灵敏度的度量，信噪比用来衡量遥感器的噪声多少，确定不同信噪比量级。将根据信号和信噪比参数，根据公式(3.15)计算一定信噪比下的高斯白噪声，并根据公式(3.14)将产生的加性噪声加入图像数值中。

### 3.3 使用高空间、高光谱分辨率数据的遥感图像模拟

#### 3.3.1 地面反射率底图数据获取

获得反射率图像是进行遥感模拟的第一步，本节采用高空间、高光谱分辨率图像作为底图，模拟特定的空间分辨率、光谱分辨率、噪声水平等遥感成像参数下的图像数据。所采用的数据为 2001 年于小汤山获取的 PHI 高光谱图像，地面分辨率为 1 米，光谱分辨率在 5nm 以内。

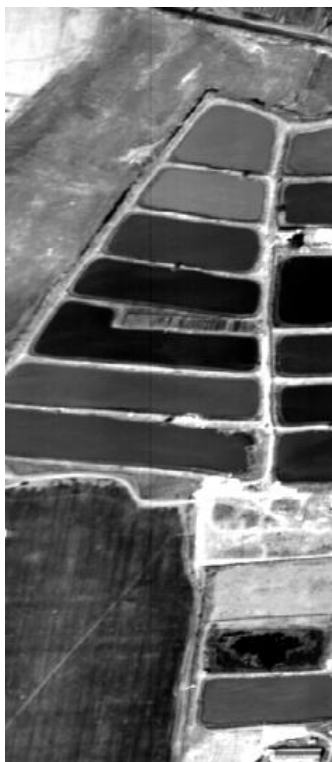


图 3.4 实验区 PHI 图像

利用实验区内的黑白布，根据经验线性法将 DN 值图像转换到反射率图像（图 3.4）。由于底图数据应为连续的光谱数据，本文利用线性插值的方法对 PHI 数据的进行连续光谱采样。由于 PHI 图像的平均光谱间隔光谱分辨率不足 5nm，根据相邻的波段反射率的强相关性，基于 PHI 数据的光谱插值误差较小。

#### 3.3.2 大气辐射传输过程模拟结果

为了进行图像模拟的真实性验证，实验获取了 2001 年 4 月 17 日的 ETM 数据作为验证数据，ETM 图像和 PHI 图像获取日期相近。验证图像获取的时

间为格林尼治时间 02:45:00，中心的经纬度为（116°26'30"，40°11'00"N）。利用成像几何模型获得了验证图像成像时的太阳天顶角为 35.8 度，太阳方位角为 140.3 度，遥感器的天顶角和方位角都为 0 度。利用 6S 模型计算出大气层顶太阳辐照度以及地面接收的下行辐照度（图 3.5）。太阳辐射通过大气后，其强度和光谱能量分布都发生变化。到达地面的太阳辐射能量比大气上界小得多，太阳光谱上能量分布特别是在大气成分吸收明显，包括 760nm 附近的氧气吸收带、1400nm、1900nm 附近的水汽强吸收带。

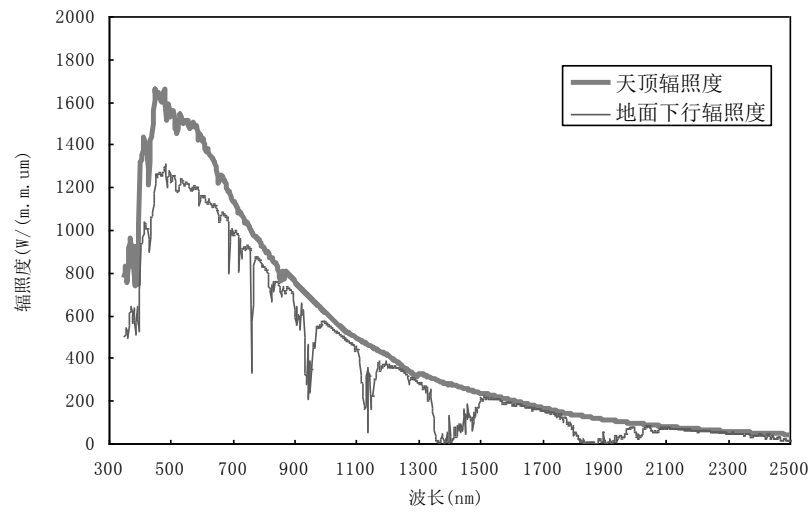


图 3.5 天顶辐亮度与地面接收的下行辐射强度比较

在获得地面获取的下行辐射照度后，通过地面反射运算获得了地面反射的辐射亮度，同时，通过公式(3.9)计算了通过大气到达遥感器入瞳处的高光谱分辨率的辐亮度值（图 3.6），从模拟的入瞳辐射亮度光谱上看出，可见-近红外波长范围内的入瞳辐亮度光谱在 760nm 波段附近表现出了氧气的强吸收。

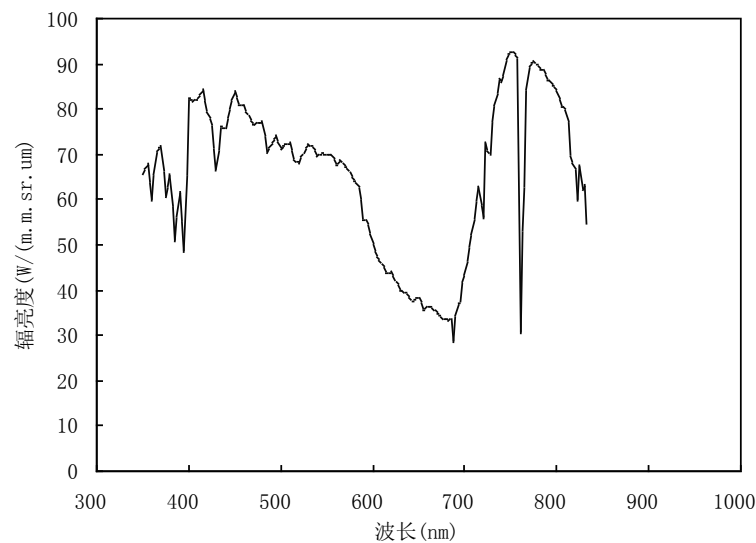


图 3.6 典型植被的入瞳辐亮度模拟结果

### 3.3.3 成像系统模拟结果

在完成大气辐射传输模拟之后,本文根据 ETM 图像的成像参数完成 ETM 遥感的像元采样、光谱采样、噪声产生、数模转换等成像过程模拟。

实验区的 PHI 图像的空间分辨率为 1 米,模拟的目标遥感器 ETM 的空间分辨率为 30 米,当将 PHI 图像采样转换到 30 米的空间分辨率上,实验区对应的像元数目在幅宽方向上约 12 个像元(图 3.7)。

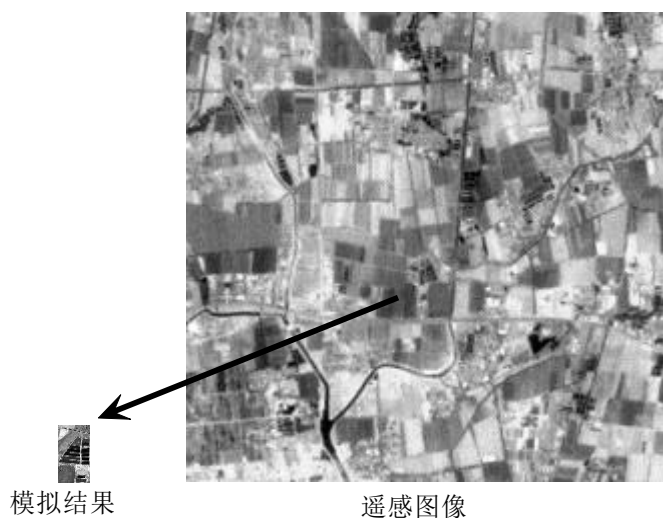


图 3.7 空间采样模拟结果以及 ETM 遥感图像

对入瞳处的模拟辐亮度光谱,根据 ETM 前四个波段的光谱响应函数(图 3.8),基于波段光谱采样公式(3.12),获得了 ETM 前四个波段的辐亮度数据。

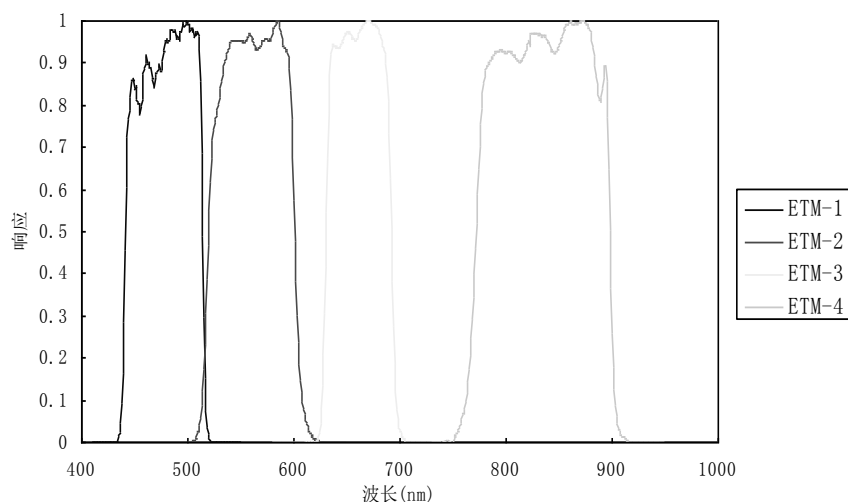


图 3.8 ETM 前四波段的光谱响应函数

考虑 ETM 遥感器的信噪比 ( $\text{SNR}$ )  $\leq 50$ , 本文在 30m 空间分辨率多光谱

辐亮度模拟图像的基础上,进行了信噪比为 50:1 的模拟图像加噪,获得了加噪后的 ETM 模拟辐亮度图像,其中几种典型地物的辐亮度曲线见图 3.9a。

ETM 的实验室定标的系统增益  $c_1$  与偏置参数和  $c_0$  见错误!未找到引用源。., ETM 的量化级别为 8bit,同时利用 ETM 的系统增益和偏置参数和量化级别,根据公式(3.17),将遥感器获取的归一化辐亮度数据转换到 DN 值数据,其中几种典型地物的辐亮度曲线见图 3.9b。

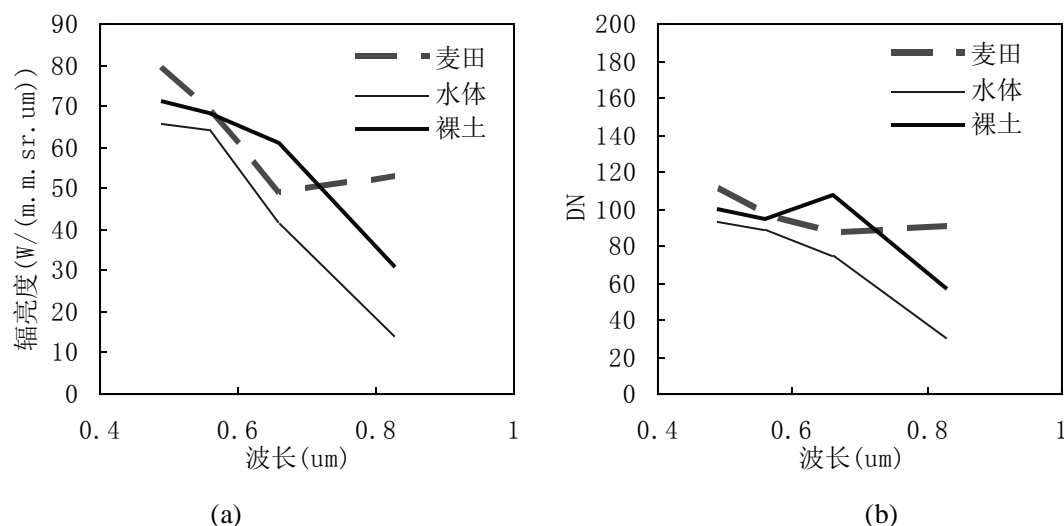


图 3.9 模拟 ETM 图像的典型地物光谱  
(a)辐亮度; (b)DN 值

表3.1 使用PLS获得估测模型的各波段的系数

波段号	中心波长(nm)	斜率( $c_1$ )	截距( $c_0$ )
1	490	0.775686	-6.2
2	560	0.795686	-6.4
3	660	0.619216	-5
4	780	0.637255	-5.1

### 3.3.4 验证与分析

图 3.10 显示了没有考虑大气影响的麦田 ETM 模拟辐亮度、考虑大气影响的入瞳处的 ETM 辐亮度模拟值以及 ETM 图像的辐亮度真实值。没有考虑大气影响的麦田反射辐亮度同 ETM 图像的入瞳辐亮度光谱比较相差较大,其中蓝光波段的地表处反射的辐亮度值较低,也就是说大气效应增加入瞳的蓝光辐射,而在绿光至近红外波段大气都对植被反射的辐射起到减弱作用。考虑大气影响的麦田 ETM 模拟值和 ETM 真实值非常接近,说明本文的遥感图像模拟方



法是有效的。遥感模拟技术能够获取特定成像条件下的遥感模拟数据，从而为分析多种成像参数的遥感图像应用影响分析提供充足的数据支持。

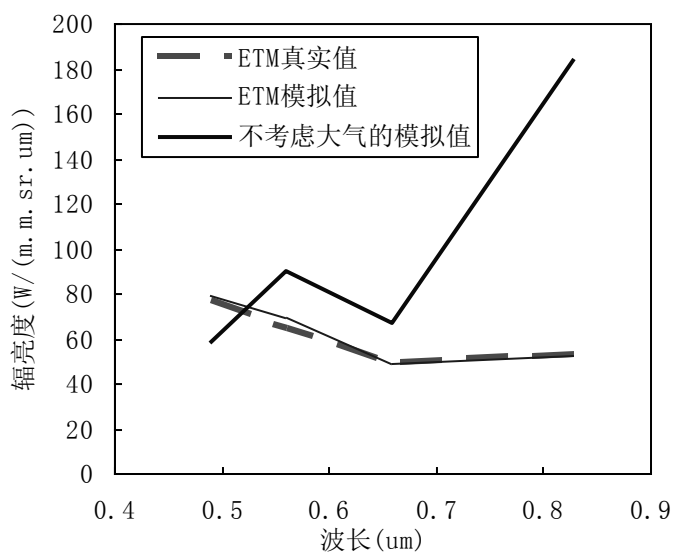


图 3.10 麦田入瞳辐亮度模拟值与真实值比较

为了满足图像模拟中底图数据具有连续光谱的要求，本小节对 PHI 高光谱图像进行光谱线性插值。这种插值方法仅适用于已有的高光谱数据波段间隔较小的情况，对于具有数据缺乏具有众多波段时，采用线性或非线性插值方法进行光谱，可能导致较大的插值误差。因此，有必要研究针对波段间隔较大的遥感数据研究高精度的连续光谱数据的新算法。

### 3.4 基于地物光谱先验知识的光谱重建

地物光谱存在渐变和剧变两种情况，光谱剧变的波段可认为是光谱维的异质区域。因为光谱维的异质区域存在，利用离散数据重建采样间隔内的光谱数据是困难的。同空间维相似，光谱维中相邻波段具有高的相关性，利用这个特点，在渐变的同质空间内可以通过插值方法恢复采样间隔的连续数据，但在光谱异质区域内对波段间隔较大的离散光谱遥感数据线性或非线性插值，可能引起较大的光谱插值误差。

为了降低光谱异质性的影响，本文将典型地物的光谱作为先验知识引入到连续光谱重建中，利用同类地物光谱之间的强相关性，将反射率光谱空间转换为反射率光谱比率空间，提出基于光谱比率数据插值的光谱重建（Spectra Reconstruction based on Spectral Ratio Interpolation, SRSRI）的方法，利用离散

的反射率数据重建连续的反射率光谱。

### 3.4.1 光谱比率空间构建

降低异质空间的不确定性有利于减小异质空间内光谱插值造成的误差。先验知识是把异质空间变为同质空间、降低异质空间不确定性的重要支持条件，典型地物的已知光谱作为先验知识已被用于地物参量反演、光谱去噪等多项研究。获知地物类别信息之后，利用同种典型地物光谱相邻区域的强相关特点，通过地物光谱和其类型标准光谱的比率运算削弱光谱空间的异质性，产生一种能够表征地物光谱的新的变换形式—光谱比率。定义同类型的地物光谱与标准光谱在  $\lambda_i$  波长处的光谱比率  $S'(\lambda_i)$  为：

$$S'(\lambda_i) = R'(\lambda_i) / R^0(\lambda_i) \quad (3.18)$$

式中， $i=0,1,\dots,n$ ， $R'(\lambda_i)$  为离散数据在  $\lambda_i$  波长的反射率，离散数据总共有  $(n+1)$  个采样波段， $R^0(\lambda_i)$  为典型地物标准光谱  $\lambda_i$  波长处的反射率数据。

由于典型地物的已知光谱作为先验知识介入，光谱比率计算降低了光谱数据的变化剧烈程度，光谱比率空间相比反射率光谱空间减少了异质性。通过反射率空间到反射率光谱比率空间的转换，离散的反射率数据转换为离散的光谱比率数据。

### 3.4.2 基于光谱比率插值的光谱重建

地物相邻波段的光谱具有高的相关性，这个规律在比率空间内更加突出。通过对光谱比率空间内离散数据的插值可以获取连续的光谱比率数据。在光谱比率空间内的插值同普通离散信号插值一样，存在多种插值方法。线性的插值方法容易造成插值曲线在原有离散点处产生“折点效应”，多项式插值方法则可能导致插值空间内出现“龙格现象”。为了避免“折点效应”和“龙格现象”，本节使用了分段三次 Hermite 多项式插值方法对离散光谱比率数据进行插值。分段三次 Hermite 多项式插值要求在节点上函数值相等，并要求对应的导数值也相等，保证插值曲线光滑，即插值曲线的一阶导数连续。分段三次 Hermite 多项式插值函数及其其一阶导数也有很好的逼近性，同时，该插值方法要求单调数据产生的插值函数也是单调的，该方法能够反映插值点集的整体几何性质，具有良好的保形性。

光谱比率数据没有丢失原有反射率数据的有用信息,通过光谱比率的反运算可以恢复原有地物的反射率光谱。利用分段三次 Hermite 多项式插值方法对离散的光谱比率数据插值获取连续光谱比率  $S(\lambda)$ ,在标准光谱的支持下,进行光谱比率反运算重建连续光谱,  $R''(\lambda)$  的计算公式为:

$$R''(\lambda) = S(\lambda) * R^0(\lambda) \quad (3.19)$$

式中,  $R^0(\lambda)$  为典型地物标准光谱,  $S(\lambda)$  为使用分段三次 Hermite 多项式插值的连续光谱比率。

### 3.4.3 验证与分析

#### (1) 连续光谱重建结果

本文选择小麦、土壤两种典型地物的地面实测光谱作为数据源。为了便于验证,实验所需要的离散反射率数据通过对连续光谱进行人工采样的方式获取,确定中心波长为 490nm、550nm、660nm 和 780nm 的四个采样波段。两类典型地物中各选择一条作为该地物已知的标准光谱,另外选择一条作为用于人工采样的连续光谱,按照确定的采样波段采样获得离散反射率数据,该连续反射率光谱作为真实性检验的验证光谱(图 3.11)。

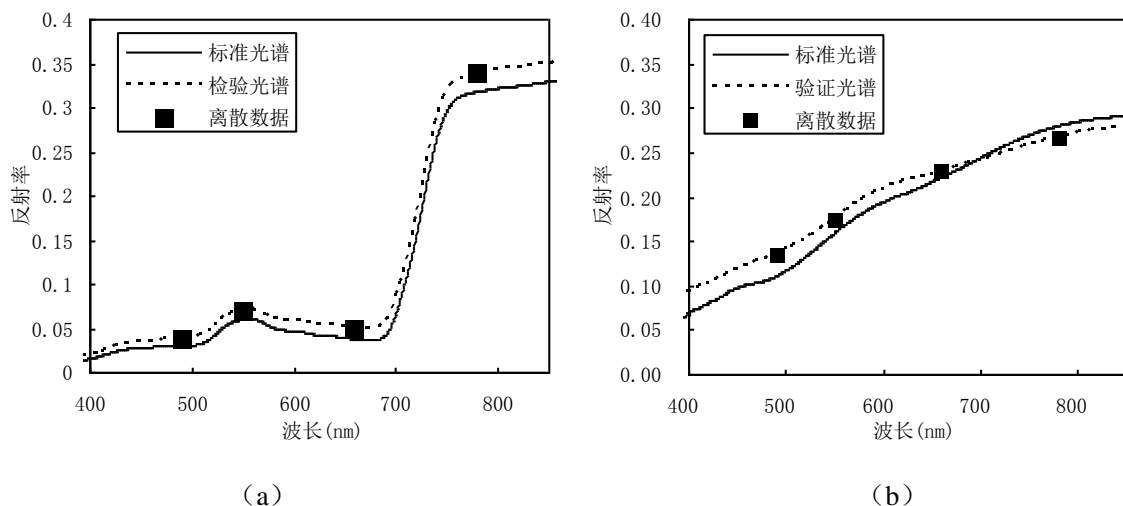


图 3.11 典型地物的标准光谱、验证光谱及离散数据  
(a) 小麦; (b) 土壤

将小麦、土壤的四个波段反射率数据转换到光谱比率数据,使用分段三次 Hermite 多项式插值方法进行插值,获得了 490nm~780nm 波长范围内的连续光谱比率数据,插值的波段间隔为 1nm(图 3.12)。插值后小麦光谱比率曲线在 740nm 附近处与小麦验证光谱比率曲线有接近 0.1 的误差外,在其它波段都逼

近验证的光谱比率曲线。土壤的光谱比率曲线在 490nm~780nm 范围内与用于验证的土壤的连续光谱比率曲线相差很小。

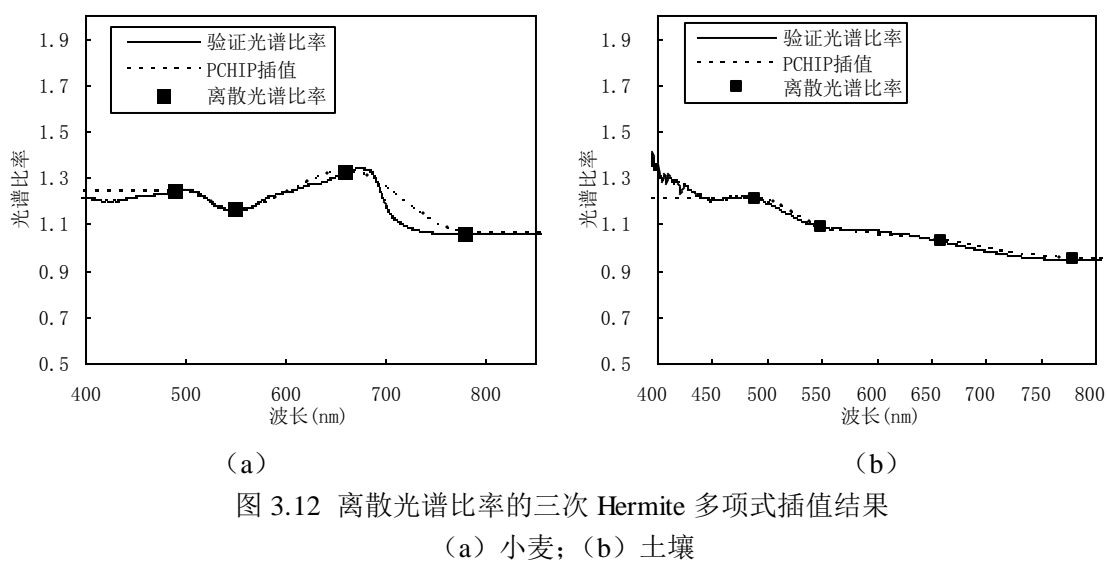


图 3.13 列出了三种方法的光谱重建结果，其中 CUBIC 表示三次样条方法，LINEAR 表示线性插值方法，SRSRI 表示基于光谱比率插值的光谱重建方法。三次样条插值的小麦光谱在可见光——近红外波段，难以看出植被光谱的“红谷”以及近红外的平台。通过 SRSRI 方法重建的小麦光谱和验证光谱的形状基本相似，与验证的小麦光谱具有一样的“红谷”和近红外平台，两者的形状差别很小。三种方法重建的土壤光谱在可见光——近红外波段与验证光谱差别不大，这是由于土壤光谱在可见光——近红外波段内仅仅具有弱的异质性，即土壤光谱呈线性分布，斜率变化较小麦光谱都要小，线性插值和三次样条均能取得较好效果，但总的说来 SRSRI 方法获得的土壤反射率光谱在细节上和验证光谱保持得较一致。在离散数据的波长范围外，SRSRI 方法也显示良好的光谱重建性能。线性插值的方法不能够获取在离散数据的波长范围外的预测反射率数据，三次样条也存在很大误差。三次样条方法在 490nm~780nm 范围外几乎不能表现验证光谱的波形特征，其预测的反射率数值大多超过 1.0，和验证光谱严重不符（图 3.13）。

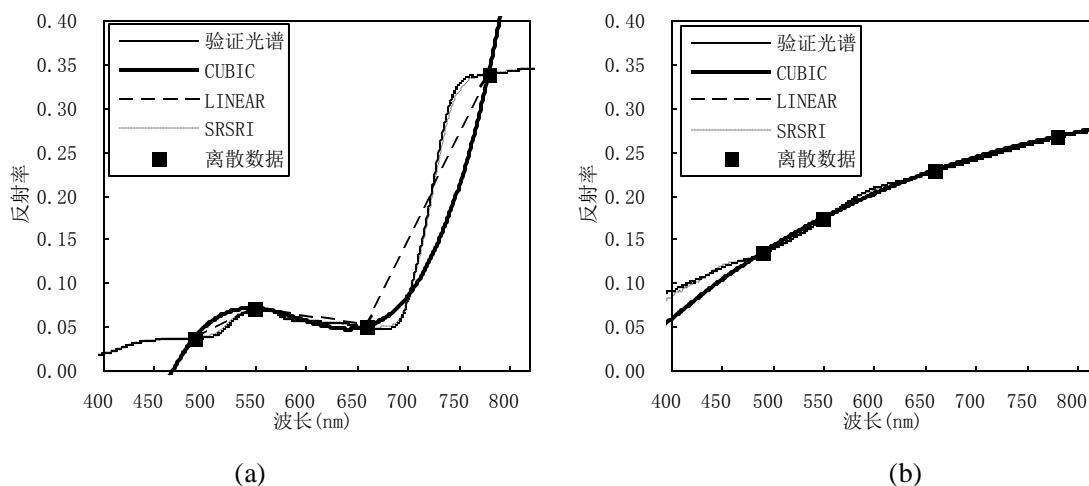


图 3.13 基于离散反射率数据的典型地物的连续光谱重建结果  
(a) 小麦; (b) 土壤

## (2) 重建光谱误差分析

通过计算重建的连续光谱与验证光谱的不同波长处的绝对误差，评价 SRSRI 方法和线性插值、三次样条插值进行连续光谱重建的性能。对插值范围内求取重建的连续光谱与验证光谱的误差均值，也用于比较三种方法在插值区域总体的光谱重建精度。

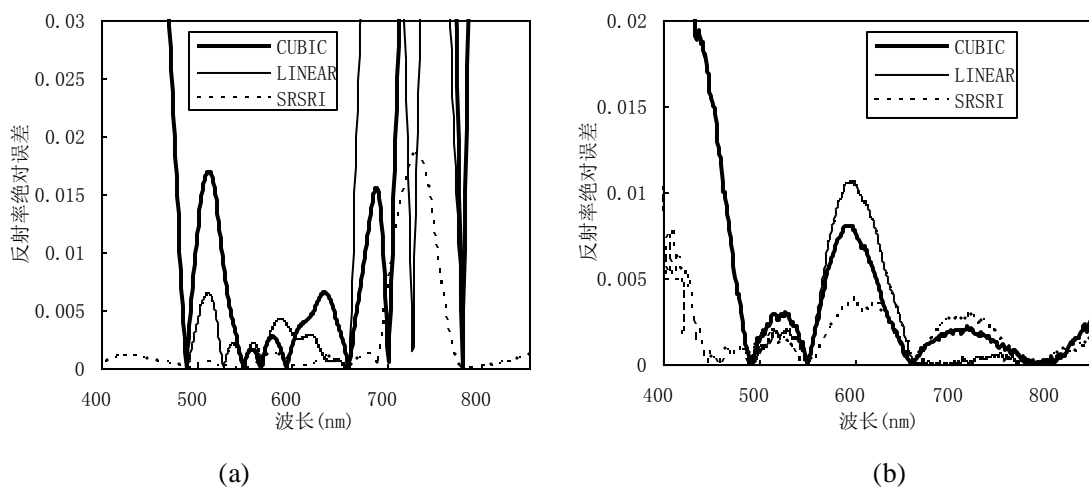


图 3.14 不同光谱重建方法的典型地物光谱重建误差比较  
(a) 小麦; (b) 土壤

图 3.14 展示了使用三种方法的小麦、土壤的重建光谱的绝对值误差。从重建光谱误差随波长分布看，SRSRI 方法在插值的波长范围内重建光谱的误差基本上都比其它两种方法小。三次样条插值和线性插值的小麦光谱在 710nm~780nm 范围内的误差都在 0.05 之上，在这个波段范围内 SRSRI 方法的在 0.02 以内，在 490nm~710nm 之间都在 0.002 之内。在 490nm~780nm 范围内三种方法的土壤光谱重建误差都在 0.01 以内，而 SRSRI 方法重建的土壤光谱误差都

在 0.005 以内。

根据绝对值误差曲线计算小麦、土壤的三种方法重建光谱的在 490nm~780nm 的误差均值，并计算其它两种方法与 SRSRI 方法的误差均值的比值。线性插值方法获取小麦、土壤重建光谱的平均误差值分别是 SRSRI 方法的误差均值的 5.67、1.67 倍；三次样条方法获取小麦、土壤重建光谱的误差均值分别是 SRSRI 方法的误差均值的 7.33、1.67 倍。从误差的统计数据看，线性插值和三次样条插值获得的连续光谱的误差比 SRSRI 方法的重建光谱误差大。

实验结果表明，与常规的线性插值和三次样条插值方法获得的光谱相比，SRSRI 方法重建的光谱误差最小，并能够体现典型地物验证光谱的主要波形特征。SRSRI 方法的先验知识便于获得，计算过程简单，光谱重建的精度较高。需要说明的是，SRSRI 方法在控制已有遥感数据的波段范围内插值的精度，对于已有数据的波段范围之外，SRSRI 的误差较大。

### 3.5 植被理化参量驱动的光谱模拟

为了能够分析成像因子对植被参量提取的影响，不仅需要获得特定空间分辨率、特定光谱波段的模拟数据，还要满足遥感数据的多角度观测的要求。由于本文需要对特定遥感成像参数的模拟图像进行植被信息提取性能评价，也必须具有对应的地面属性信息，而 3.3 节、3.4 节中获取高光谱分辨率底图的方法都难以很好满足这些要求。

第二章 2.2.4 小节提到，通过成像几何参数、植被状况参数可以驱动植被辐射传输模型。使用植被辐射传输模型模拟多种生长状况下的植被光谱，从而有助于打破采样样本代表性不足的缺点。另外，由于像元混合效应是粗分辨率遥感中的常见现象，植被混合像元的光谱模拟也是本节的重要工作。不同地物之间遥感信号混合效应可分为线性混合和非线性混合两种：

#### a) 遥感光谱的线性混合模型

混合像元内的植被区域与非植被区域的遥感信号混合被认为是一种线性混合方式。混合像元光谱是像元内部植被光谱与非植被光谱的加权平均。以像元 X 为例，像元 X 由 A、B 两种地物混合而成， $\alpha$ 、 $\beta$  分别是 A、B 地物的反射率， $\rho_A$ 、 $\rho_B$  分别是 A、B 地物在 X 中的所占比例。X 的像元反射率  $\rho_X$  的线性混合模型为：

$$\rho_X = \rho_A \times \alpha + \rho_B \times \beta \quad (3.20)$$

#### b) 植被遥感信号的非线性模型。

高覆盖的封闭植被光谱受到冠层和下界面的交叉影响,这种影响往往不是线性混合模型所能够表现的,可以使用非线性的混合模型进行描述。本文主要使用的植被冠层辐射传输模型 SAIL(Verhoef, 1984)即用来模拟辐射在封闭植被冠层、下界面之间的非线性作用。

本次研究将统筹考虑线性和非线性混合两种情况,根据植被混合像元的特点构建线性混合和非线性混合耦合的植被混合像元光谱模型,通过植被理化参量、成像几何参数和混合像元参量驱动植被混合像元光谱模型。植被亚像元的理化参量主要有 LAI、叶绿素、水分含量、干物质含量等;成像几何参数包括太阳位置、遥感器观测位置;混合像元参量主要有植被盖度指标。

### 3.5.1 植被理化参量以及植被盖度获取

本节选择 2004 年 7 月 8 日获取的顺义地区 CHRIS 图像作为图像模拟的真实性验证数据,图像模拟的成像参数和地表状况将以 CHRIS 图像为准。CHRIS 图像成像时间为格林尼治时间 03:22,图像中心的经纬度为(116°26'36"E, 40°10'48"N),观测天顶角为 11.9 度,观测方位角为 139 度。根据成像几何模型计算获得太阳相对观测中心的位置,其中,太阳天顶角为 21.5 度,太阳方位角为 140.2 度。可得相对方位角为 1.2 度,说明此时观测角度几乎位于太阳入射平面内,观测方式为后向观测。

LAI、叶绿素含量对于植被可见-近红外波段范围内的光谱影响较大,将作为重点输入参数。值得说明的是,为了使遥感图像模拟结果准确、有效,使用了本论文第五章中的较精确的植被理化参量模拟结果。通过第五章 5.3 节的适用于混合像元的植被多参量协同提取算法,得到实验区 CHRIS 图像的植被覆盖分布图(图 3.15b)、LAI 填图(图 3.15c)和 Cab 填图(图 3.15d),同时选择下界面的裸土光谱见图 3.15(a)。对于 PROSAIL 模型的其它生化参数,如水分含量、叶肉结构等,将根据先验知识采用表 2.2 的默认值。

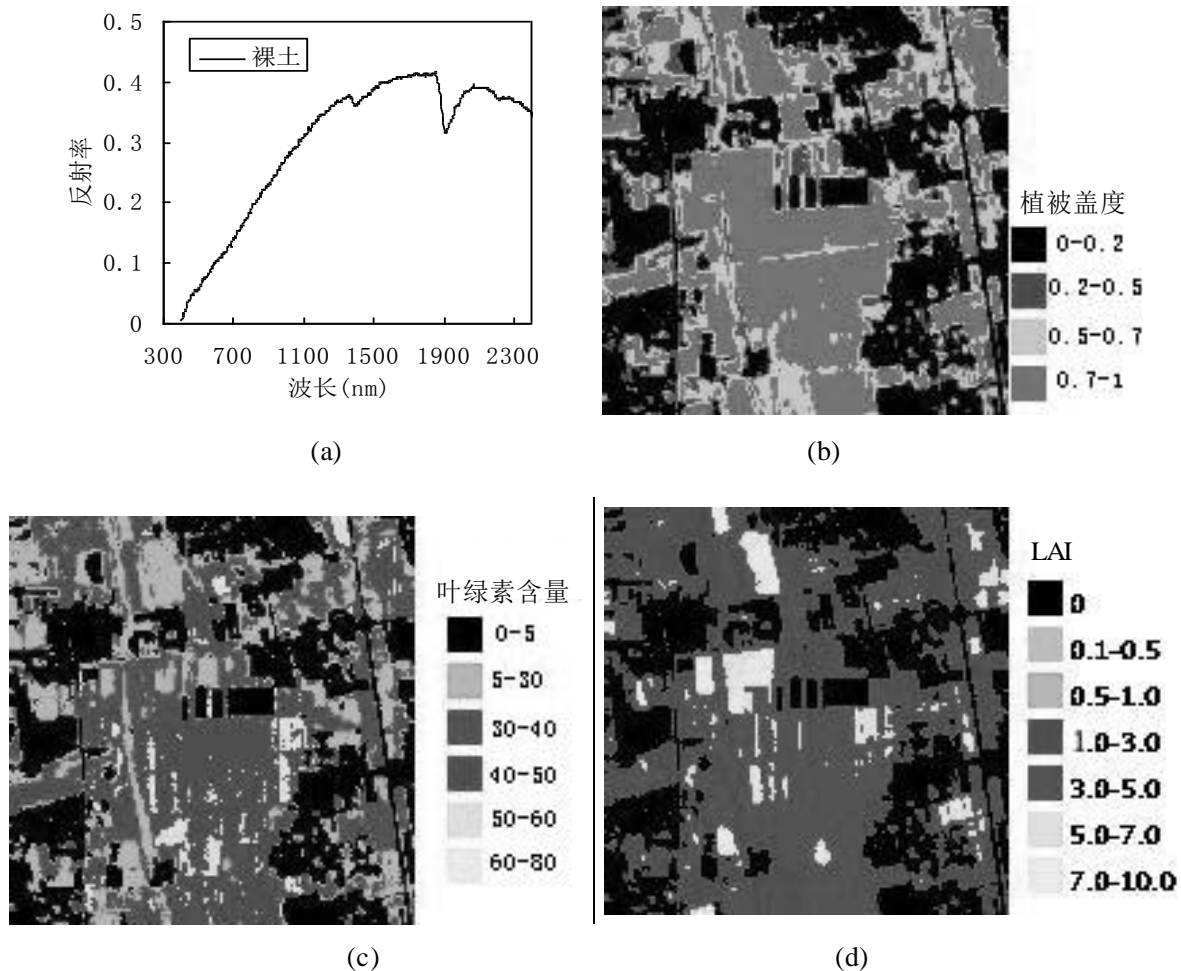


图 3.15 植被区域光谱模拟所需的主要参数

(a) 下界面土壤反射率; (b) 植被盖度;  
(c) 叶绿素含量; (d) 植被亚像元的 LAI

### 3.5.2 考虑像元混合参数的植被辐射传输模型正演

利用线性混合和非线性混合耦合的植被混合像元光谱模型，研究使用图 3.15 的植被理化参数、植被盖度参数以及下届面数据，模拟了植被区域 400nm~2500nm 范围内的植被高光谱图像。同时，本节仅考虑非线性混合的 PROSAIL 模型模拟了试验区的植被区域高光谱图像。由于本次研究使用的太阳参数、观测参数、植被理化参数都按照实验区 CHRIS 图像获取的，可以使用 CHRIS 的大气校正后的反射率图像进行精度验证。线性与非线性结合的植被光谱反演结果见图 3.16。



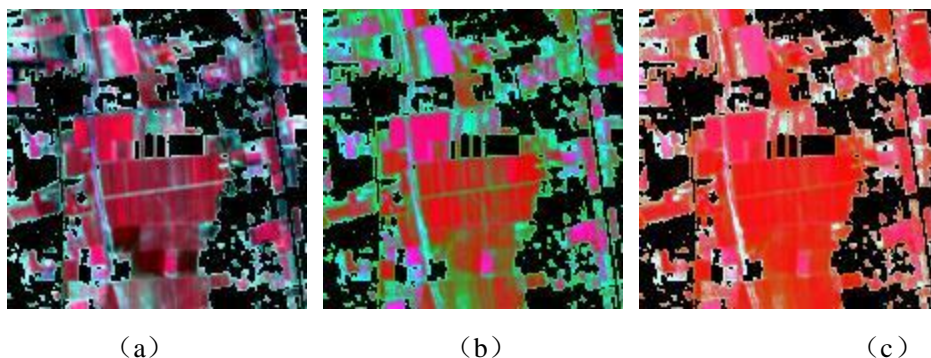


图 3.16 试验区图像以及不同方法的模拟结果比较

(a) CHRIS 假彩色图像; (b) 非线性混合方法; (c) 线性混合和非线性混合耦合方法

为了比较两种模拟方法在不同植被覆盖条件下的遥感反射率模拟精度, 分别选择地块边缘的植被-裸土混合像元和靠近地块中间植被纯像元, 图 3.17 显示了两方法的模拟反射率光谱和 CHRIS 图像中对应的反射率光谱, 发现: 两种方法在高植被覆盖像元的模拟反射率与 CHRIS 大气校正后的反射率差距都比较小 (图 3.17a); 当像元的植被覆盖较低, 两种方法的模拟反射率表现出不同的光谱特征, 考虑线性混合与非线性混合耦合的模拟光谱与 CHRIS 反射率最接近 (图 3.17b)。

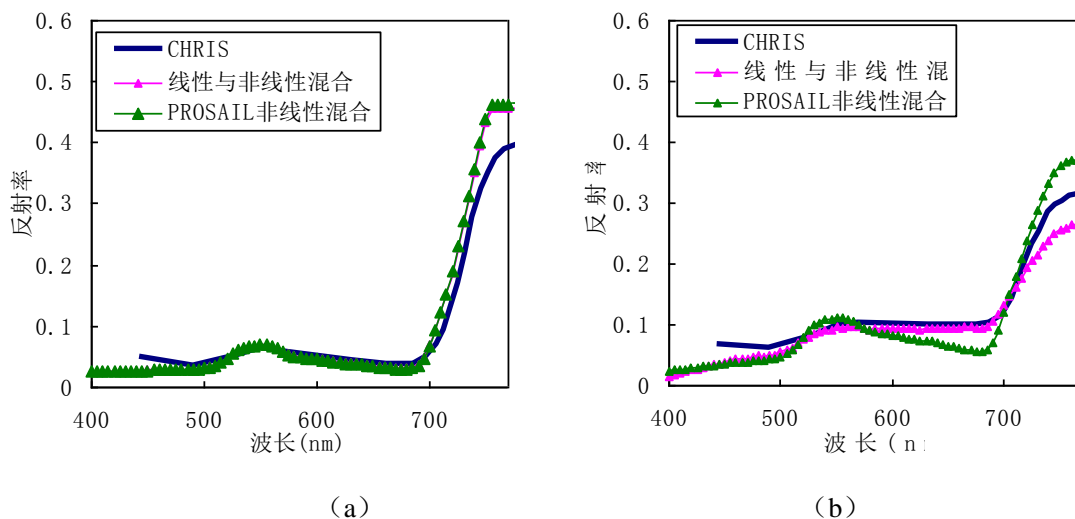


图 3.17 不同覆盖程度下的植被像元光谱模拟结果比较

(a) 高覆盖植被像元; (b) 植被-土壤混合像元

### 3.5.3 验证与分析

为了进一步比较两种方法的遥感图像模拟结果, 通过采用 CHRIS 图像对应的波段中心和波段宽度参数, 对本节已模拟的光谱进行 CHIRS 波段等效光谱采样。图 3.18 输出了 550nm、674nm、804nm 波段的 CHIRS 等效反射率模拟结果与实际的 CHRIS 反射率的散点图。

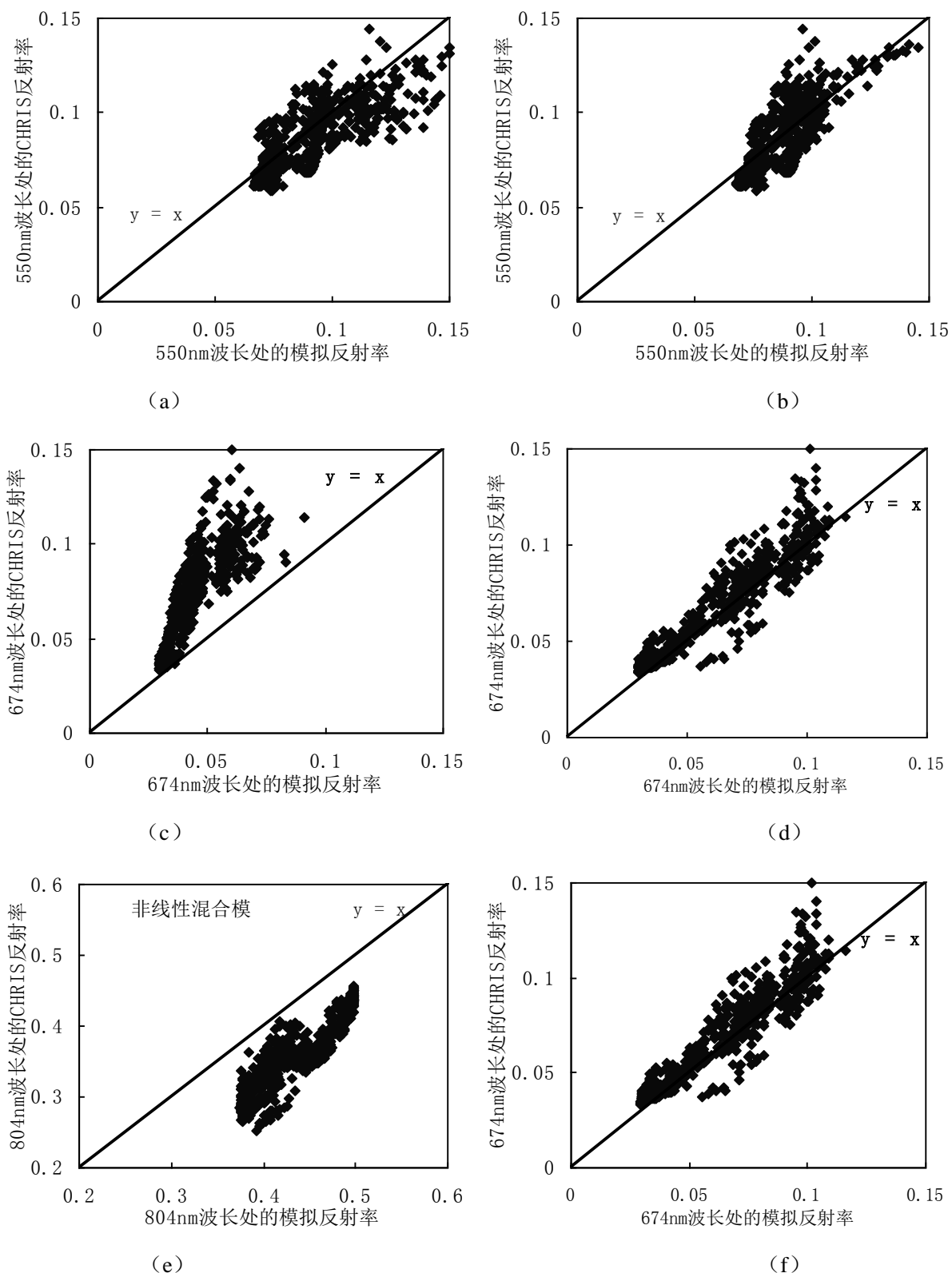


图 3.18 基于不同方法的 CHRIS 反射率模拟值与真实值的散点图

(a) (c) (e) 为非线性混合 PROSAIL 模拟结果;  
(b) (d) (f) 为考虑线性混合和非线性混合耦合的模拟结果

从图 3.18 发现,使用本文方法模拟的等效反射率和实际遥感图像中的反射

率沿  $y=x$  对角分布, 而仅仅考虑非线性混合的模拟结果显示, 在 550nm 波段模拟结果与实测值差距较小, 而在 674nm 波段的模拟反射率偏小, 804nm 波段的模拟反射率偏大。总的来说本节方法的模拟结果好于非线性混合的模拟结果计算了两种方法的遥感图像模拟结果在 550nm、674nm、804nm 波段的绝对误差平均值 (图 3.19a) 以及相对误差平均值 (图 3.19b), 总的来说, 在列出的三个波段内线性与非线性混合耦合的模拟模型的植被区域模拟结果较好, 其平均绝对误差比非线性混合模型的误差要小, 同样的情况出现在相对误差的统计结果中。值得一提的是耦合线性与非线性模型的相对误差在三个波段都在 11% 左右, 相对于绝对误差, 本节方法模拟结果的来说相对误差在各个波段更加稳定。

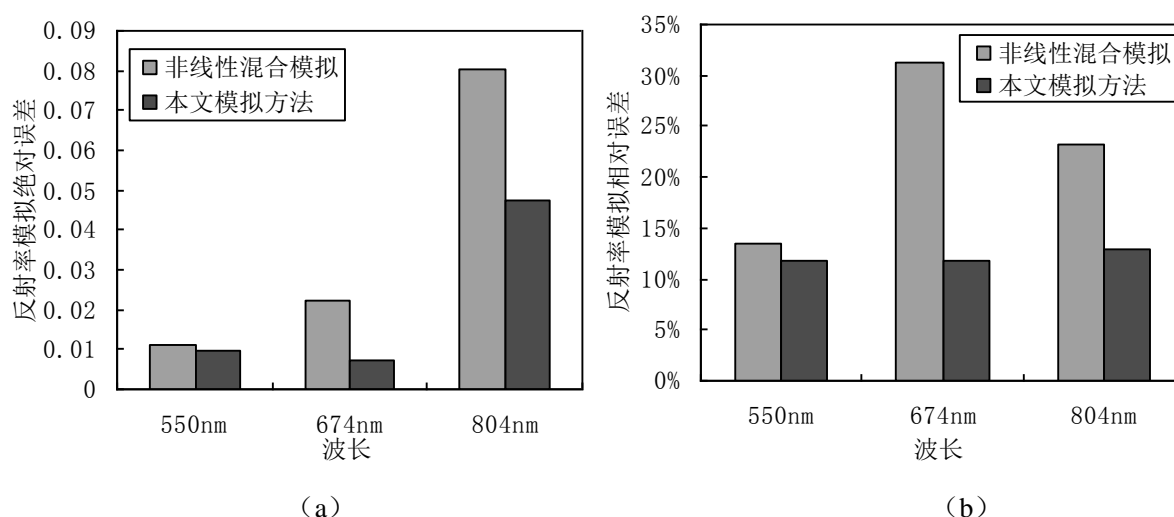


图 3.19 基于不同方法的模拟反射率误差评价

(a) 平均绝对误差; (b) 平均相对误差

总的趋势来看, 相比只考虑非线性混合的方法, 本节提出的非线性混合模型和非线性模拟耦合的模拟方法在植被混合像元上光谱模拟精度较高。尽管植被理化参量反演本身固有一定的误差, 但本文进行的模拟结果的总体相对误差仍控制在 11% 以内, 从误差传递理论来说, 植被参数反演的精度以及模拟方法的精度都是较高的, 说明本节提出的遥感模拟方法是可信的。

### 3.6 本章小结

本章的重点在于遥感成像过程的数学模型建模, 并基利用成像过程模型进行遥感信号模拟工作, 主要结论和研究成果包括:

(1) 系统分析了遥感成像的物理过程, 将遥感成像过程分为太阳辐射源、

大气辐射传输、遥感器成像三个过程，并针对遥感成像的各个物理过程进行数学建模。

(2) 按照几乎同时期成像的 ETM 测试图像的成像时间、成像地点等参数，利用航空 PHI 图像作为底图数据，通过成像过程模型完成整个成像过程的模拟，最终获得 ETM 模拟图像。通过与 ETM 测试图像的比较发现，基于成像过程模型的遥感图像模拟结果与真实值比较接近，这也说明了基于遥感成像过程模型的图像模拟技术是可靠的。

(3) 提出了基于光谱比率插值的连续光谱重建 (SRSRI) 方法，用于减弱光谱维空间异质性带来的离散波段光谱插值的误差，实验结果表明，与常规的线性插值和三次样条插值方法获得的光谱相比，SRSRI 方法重建的光谱误差最小，并能够保留典型地物验证光谱的主要波形特征，可以作为生成模拟高光谱底图数据的插值方法。但由于地物光谱的影响因素复杂，SRSRI 方法中的光谱比率空间并不是完全的同质空间，因此 SRSRI 方法不能完全消除光谱异质性带来的误差，同时 SRSRI 方法对于地物属性的判断敏感。

(4) 针对低空间分辨率遥感带来的植被混合像元，本文结合了线性混合与非线性混合耦合的遥感图像模拟方法。此方法以植被理化参量、成像几何参数和植被盖度为驱动因子，适合粗分辨率的植被区域遥感图像仿真模拟。使用 LAI、叶绿素含量、植被盖度等多种参数模拟了 CHRIS 测试图像成像条件下的波段等效反射率，利用测试图像对模拟结果进行验证，发现该方法比仅考虑非线性混合的 PROSAIL 模拟方法的光谱模拟精度高。本节提出的图像模拟方法将为进行植被信息提取的成像因子影响分析提供了数据保证。

## 第四章 遥感成像因子对植被信息提取的影响分析

在遥感图像仿真模拟技术的支持下,本节重点研究遥感成像过程中传感器及其关系密切的因子对植被信息提取模型的影响。由于影响遥感成像的因素众多,需对成像因子逐一分析。为了能够分析单一因素的影响特征,在保持其它因素不变的情况下,通过遥感信号模拟技术即可获得多种单一成像因子的不同参数下的遥感数据。

进行成像因子的影响分析需要有遥感数据以及相应的植被参量,因此,遥感数据模拟的基础数据有: a) 光谱库中的植被光谱数据以及相配套的植被属性参数; b) 植被辐射传输模型模拟的光谱数据以及相配套的植被属性参数。

通过以下指标衡量成像因子对植被信息提取的影响程度大小: a) 遥感数据对应的遥感数据的变化,遥感数据的变化越大,说明成像因子的影响越大; b) 植被信息提取精度,这是最重要、最直接的检验指标; c) 间接指标,比如遥感特征与植被参量因果变量的相关系数等。图 4.1 是遥感成像因子对植被信息提取的影响分析的研究思路:

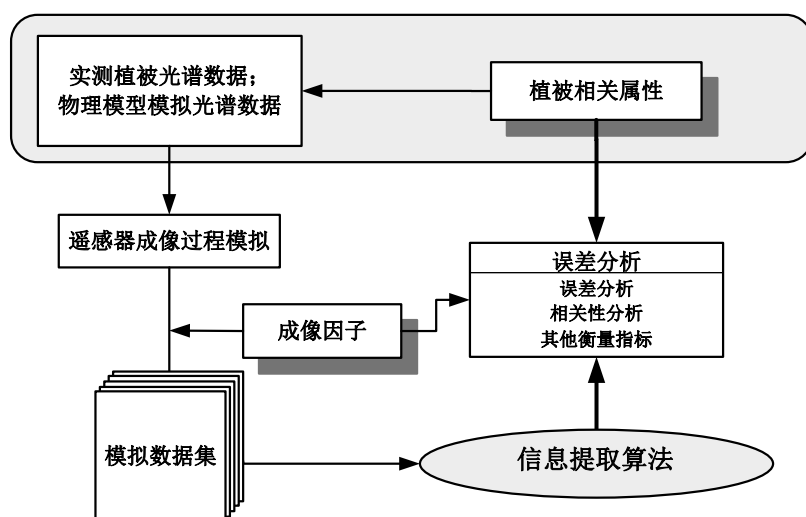


图 4.1 遥感成像植被遥感影响评价分析的研究思路

### 4.1 面向植被信息提取的成像敏感因子选择

遥感数据是成像几何环境、地物目标、大气环境、成像系统综合的结果。

与遥感图像特征有关系的成像因子涉及目标复杂性、大气因子、成像几何因子、遥感器因子等。成像因子众多，且对于植被信息提取的影响程度有所不同，有必要首先分析并筛选对植被信息提取建模有密切关系的成像过程因子进行研究。

#### 4.1.1 植被地表的复杂性

地物的复杂性是影响地物信息提取的重要因素，当遥感信号受到地物复杂性的影响较强，植被信息提取误差将被放大。植被区域的复杂性主要体现在几个方面：

##### (1) 植被属性不确定性

植被的类别繁多。尽管基于植物学分类标准和其它分类标准，将属性相近的植被类型进行类聚，但仍难以表述种类繁多、属性各异的植被群体。除了植株个体差异，植被群体差异明显，以森林为例，混合成林的现象非常普遍，使植被群落的类别属性变得难以表述。

植被理化参量定义以及测量方法的不确定。表示叶片叶绿素状况的除了叶绿素含量，还有叶绿素密度，两者对植被光谱的贡献必然是不同的；阔叶和针叶类型的 LAI 计算有所不同，LAI 采集方法除了直接的叶面积面积测量方法，还有间接的光学测量方法，同时不同仪器测量的结果也有一定差异。另外，植被参量不能完全表达植被的复杂特性，尽管有 LAI、叶片角度等表示植被冠层结构的参数，但并不能完全表达复杂的植被冠层结构。

##### (2) 植被覆盖区域的空间异质性

地球表层及过程的等级组织和复杂性是自然界所固有的特征或规律，植被区域也不例外。植被区域的空间异质性表现的非常明显，特别是我国有大片的荒漠化-半荒漠化地区，以及我国作物种植区单块面积偏小、比较分散，村庄、道路等非植被面积比例大。城市绿地以公园绿地、行道树、行道草地为主，城市绿地与道路、建筑物紧邻，其绿地结构复杂、破碎化程度高。除了植被分布的空间破碎，植被覆盖区域内部也存在空间异质性，由于生长年份、生长周期、土肥光照条件、地形条件的不同导致同种植被群体内部存在较大差异。

##### (3) 植被属性的光谱响应重叠

植被对光谱的响应，即植被光谱特性是化学和形态学特征决定的。植被不同理化参量包括叶绿素含量、LAI、水分含量、叶肉结构、干物质都有一定的

光谱响应区域和响应规律, 这些响应又交叠在一起。植被理化参量的光谱响应区间交叠, 一定程度上增加了植被遥感信息提取的难度。使用遥感数据反演某一种理化参量时, 必然会受到其它植被参量的影响。如, 叶绿素在 750nm 之前的波长范围内都受到 LAI 参数的影响, 同时水分吸收区域的光谱反射数值与 LAI 关系密切。

#### (4) 植被光谱的二向性 (BRDF)

植被属于典型的非朗勃体, 植被反射的辐射亮度与光学入射方向、观测方向有紧密关系。植被的二向反射特性在可见光和近红外波段内比较明显, 尤其存在植被反射率的热点问题。

尽管植被复杂性与遥感器参数没有直接联系, 但遥感信号可能因为受到植被复杂性的干扰, 引起遥感应用模型精度降低, 因此植被遥感必须考虑到植被复杂性。

### 4.1.2 大气因子

大气对辐射的影响涉及太阳下行辐射传输、地物反射辐射传输两个过程, 天空光以及环境折射光都对地面下行辐射和遥感器入瞳辐射都有贡献, 因此说大气因子和遥感器参数则是干扰因子。

大气校正技术被用来可以消除大气对地物信号的影响。大气校正可以建立地表参数与遥感器信号之间最佳关系, 对不同遥感器图像和不同时相的图像进行比较的前提和条件, 改善遥感图像的大气纠正效果无疑将大大提高变化检测、分类等遥感地球科学应用的精度与可信度 (Steven & Philip, 1995; Mcardle 等, 1992)。因此, 大气纠正也是高光谱图像数据定量分析的先决条件。现有的大气纠正方法可分为经验法和模型法 (Olbert, 1998)。模型法是目前比较精确的大气校正方法, 也是当前高光谱研究与应用的趋势 (Olbert, 1998)。它独立于研究区域 (Ciappa 等, 1994), 其共同特点是基于辐射传输模型 (RTM), 且要求 RTM 具有可反演型, 可以逐个像元地反演大气属性参数, 从而实现逐像元的大气纠正, 得到地表反射率, 由于缺少地面的地形信息, 一般得到的是表观反射率。目前流行的模型法为 ATREM、ACORN 和 FLAASH, 如 Matthew 等 (2003) 就曾利用 FLAASH 模型对 AVIRIS 图像进行大气纠正, Boardman (1998) 则使用 ATREM 对 AVIRIS 图像的进行了后处理。

大气环境的干扰可以通过大气校正的方法进行消除, 能够获得地面反射率

数据。大气校正技术目前仍在不断发展,已取了一定的校正精度,大气因子将不作为对植被遥感应用的影响因子进行分析。在植被定量遥感中,反射率相比入瞳辐亮度数据更能够表现地物的本质属性,因此众多植被信息提取模型是建立在遥感反射率基础之上的。因此,本次的研究将采用大气校正后的反射率模拟数据进行多成像因子对植被信息提取影响分析。

### 4.1.3 遥感因子

尽管通过大气校正能够获得地物反射率,但遥感器观测模式以及成像系统参数对图像特性及其植被应用具有关键的影响。成像系统内部各环节对成像质量的影响大多通过以下方面得以体现:

#### (1) 空间尺度因子

遥感器通过空间采样获得具有一定空间分辨率的像元,像元空间分辨率由遥感器轨道高度、瞬时视场角和像元对应的观测角度联合决定。空间分辨率代表了遥感器对地面不同的观测尺度,而不同的遥感观测尺度将反映观测目标的不同层面的属性特征。当遥感分辨率低时,混合像元的问题非常突出。我国植被地区的特点使粗分辨率遥感器的像元地物混合程度较高。地表空间异质性越强,低空间分辨率对植被遥感信号的影响就可能越大。遥感像元上的尺度效应是长期困扰国内外遥感界的重大理论问题,它严重制约了定量遥感精度的提高,长期限制了定量遥感应用的发展(李小文,2006)。因此,考虑像元空间尺度带来的植被遥感应用问题是必要的。

#### (2) 光谱采样因子

光谱分辨率是遥感器波段设置中的重要参数,决定了波段光谱采样的采样范围。光谱分辨率越窄,中心位置所对应的光谱反射率数值越准确。对于植被光谱变化大的区域,特别是在一些生化物质的吸收特征波段处,光谱分辨率过大会造成非吸收特征波段的遥感光谱混合,从而可能导致生化参量吸收特征被削弱。另外,光谱分辨率的提高受到信噪比、数据传输速率等多种因素限制。因此,有必要研究植被信息提取模型对不同光谱分辨率的响应程度。

#### (3) 成像几何因子

不同时间图像的成像几何参数是不同的,对于特定成像几何条件下建立的植被信息提取模型,使用其他成像几何条件的遥感数据可能引入成像几何参数差异带来的误差。遥感图像的成像几何属性往往会出现较大差别。



在观测目标-太阳位置方面,太阳同步轨道同一地区的观测时间大致相同,如 LANDSET5 卫星经过北纬  $40^{\circ}$  上空的时间都在格林尼治时间 2:20 左右,这样有利于进行相近的光照条件下对地面进行观测。即使如此,也难以避免因为春夏秋冬引起太阳位置的变化,或者因为纬度不同造成的太阳位置差异。

观测角度方面,多角度遥感器具有多种侧视能力,另外,遥感器的大幅宽覆盖直接造成了复杂的成像几何条件,其中最主要的观测角度的变化,大幅宽的遥感器具有较大的视场角,在同一幅图像中对目标的观测角度就有不同的变化。

成像几何因子对植被遥感的影响的直接原因是植被的反射二向性,结合植被二向反射模型研究成像几何因子对植被信息提取的影响,对于指导构建成像结合因子修正的植被信息提取模型非常关键。

#### (4) 噪声因子

系统信噪比可以表述遥感器总体的噪声水平,利用第三章的噪声产生模拟方法,在入瞳辐亮度的模拟图像上分别进行了 100:1 和 50:1 两种信噪比图像的模拟,原始图像与加噪后的图像布局如图 4.2,从图像空间维目视分析,随着信噪比的降低,植被区域的噪点逐渐增多。假定未加噪的图像遥感数值为真实值,通过计算噪声模拟图像与真实值的相对误差来评估不同信噪比对遥感信号的影响,信噪比(100:1 和 50:1)的模拟图像与原图误差平均值为 0.9%,而信噪比 50:1 的模拟结果的平均误差达到了 1.8%。从噪声引起的误差分析来看,低信噪比引发遥感信号误差是可观的,这些误差将加大植被信息提取的总体误差。

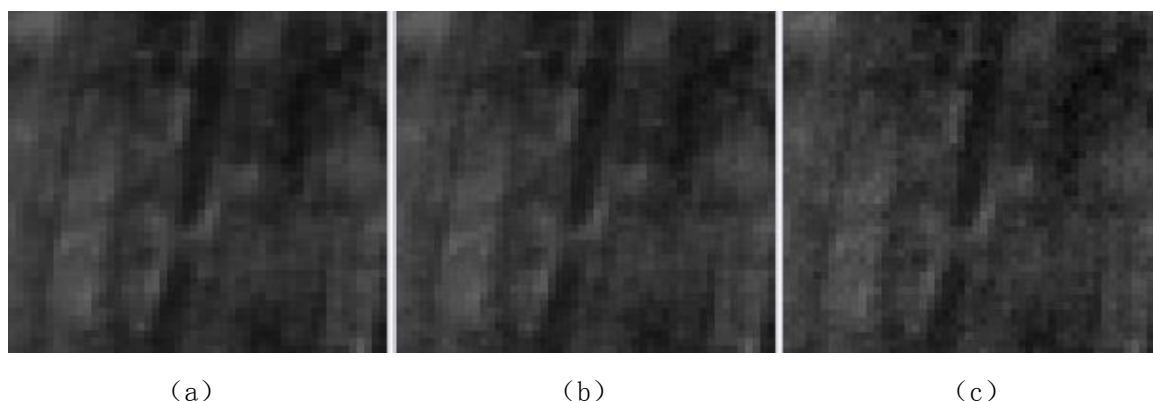


图 4.2 不同信噪比的 450nm 波段图像

(a) 为未加噪声图像, (b) 信噪比为 100:1, (c) 信噪比为 50:1

遥感图像存在多种噪声是不可以避免的,图像的误差评估和去噪研究已经逐渐展开, MNF 等去噪方法已用于去除遥感数据的部分噪声。随着光学遥感

器探测元件的发展,新型的遥感器信噪比都得到大幅提高,早期的 ETM/TM 的信噪比在 50 以下,1999 年发射的 MODIS 的信噪比少数波段在 100 左右,大部分波段都在 200 以上,与 MODIS 位于同一卫星上的 ALI 的信噪比为 100~200,比 ETM+要高得多。我国即将发射的 HJ-1A 卫星,携带的多光谱相机的系统信噪比都在 50 以上。另外,噪声比较大的波段多是红外波段和蓝波段,而植被光谱分析结果发现蓝光波段并不是植被信息提取的重要波段。因此,噪声对于植被信息提取的影响本论文将不做详细论述。

#### (5) CCD 非均匀响应

遥感器 CCD 非均匀响应造成遥感图像的条带效应,图 4.3(a)显示 CHRIS 红波段图像局部的条带噪声。通过相对辐射校正可以消除遥感器的条带噪声,图 4.3(b)为相对辐射校正后的红波段图像。从对 CHRIS 校正图像的效果来看,校正前明显的条纹噪声基本被消除。

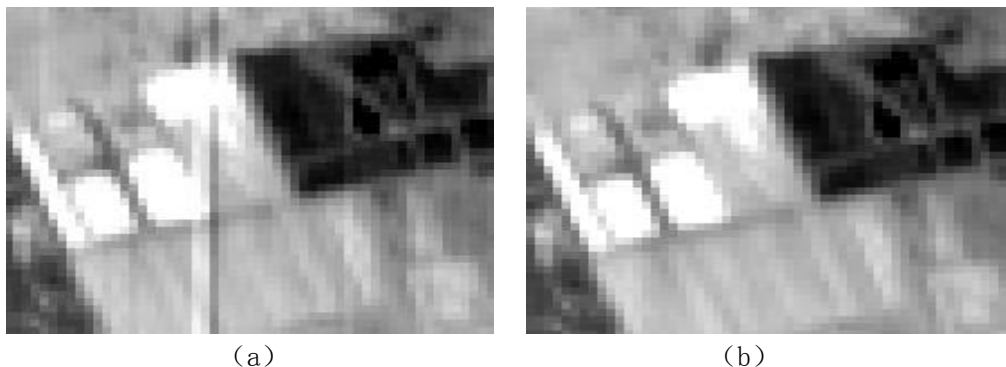


图 4.3 CHRIS 红波段图像相对辐射校正前后比较

(a) 未校正前; (b) 校正后

遥感器的非均匀响应问题可以通过相对辐射校正方法来解决,特别是在具备遥感器的相对辐射校正的实验数据情况下,对非均匀响应校的结果是比较理想的。因此,本论文将不针对 CCD 非均匀响应进行植被信息提取研究。

#### (6) 数模转换因子

数模转化的量化级别取决于探测器的分辨能力和响应动态范围。因此研究遥感图像量化参数因子的植被信息提取的影响,必须将两者结合起来,重点研究观测目标是否在动态范围以内,在动态范围以内观测目标的量化等级如何。本文进行了 16bit、12bit 和 8bit 量化图像的仿真模拟,发现 16bit 和 12bit 图像空间细节的差异不大,但是当图像量化级数为 8bit 时,由于可用于量化的级数减少,大量本来辐射存在差异的地物最终都以一个数值记录下来,使得图像空间维斑块化严重,地物分布的细节信息丢失。目前常用的光学遥感器的量化等

级有逐渐增大的趋势，多光谱遥感器如 ETM/TM 的量化级别为 8bit，HYPERION 的量化级别为 12bit，HJ-1A 多光谱相机的设计量化级别为 12bit，MODIS 的量化级别为 16bit。从目前来看，目前发展的遥感器量化等级引起的遥感信号损失已经较小，植被的主要信息获取的量化级别要求是符合的。

尽管大气校正方法、遥感器定标技术、去噪技术都提高了遥感数据的定量化水平，解决了部分因素对植被遥感的干扰，但对于空间采样、光谱采样、成像几何因子造成的植被信息提取的影响，还没有成熟的解决方法，本论文将为空间采样因子、光谱采样因子以及成像几何因子作为成像敏感因子，集中分析成像敏感因子对植被信息提取的影响。

总的来说，地表的复杂性是自然界所固有的特征或规律，是必然存在的。由于植被区域的复杂性和植被有效信息共同决定了植被遥感信号，因此需要考虑植被复杂性、遥感器成像敏感因子、遥感信号之间的关系，进而将成像敏感因子和植被区域的复杂性结合起来进行植被信息提取精度影响分析。

成像敏感因子筛选都是有局限性的，比如敏感因子在一些应用中可能变得不敏感，而不敏感因子在一些方面非常重要的，如量化级别，往往成为约束遥感器获取数据与地面的传输通信的关键因子。本论文将植被信息提取局限于植被类别、LAI、叶绿素含量的遥感提取上，通过分析成像敏感因子对这些植被信息提取的影响规律，为进行植被信息提取模型优化提供支持。

## 4.2 成像敏感因子对植被参量反演的影响分析

### 4.2.1 空间尺度因子的影响分析

#### 4.2.1.1 植物参量的尺度模型

植被遥感信号存在空间尺度效应，植被的理化参数同样存在尺度效应。目前大量的研究已经开始关注 LAI 的尺度效应。随着遥感的出现，特别是低空间分辨率像元中混合像元出现的概率很大。单点的 LAI 测量不能够代表一个像元的 LAI 状况，LAI 向上的尺度转换常用来将高空间分辨率的叶面积指数转换到低空间分辨率产品。混合像元的叶面积指数为像元内多种类型亚像元叶面积指数的平均值。如果已经获取了高分辨率的 LAI 数据填图，那么粗分辨率像元的  $LAI_{coarse}$  为 (Anita Simic, 2002; 唐世浩, 2006):

$$LAI_{\text{coarse}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n LAI_{\text{high}}(i) \quad (4.1)$$

式中， $n$  表示低分辨率一个像元对应高空间分辨率像元个数， $LAI_{\text{high}}(i)$ 表示高空间分辨率图像中一个像素的 LAI 数值。

目前大尺度低空间分辨率的 LAI 产品与高空间分辨率的 LAI 产品都已被用于不同领域。低分辨率图像的 LAI 产品，如 MODIS 的 LAI 产品，可以用于植被生产量估算、荒漠化监测等，而高空间分辨率的 LAI 测量数值则用于中小尺度的生态模型、农情监测等。

与 LAI 不同，叶绿素含量描述的是植被群体叶片叶绿素的平均状况。在低分辨率的混合像元中，叶绿素含量只与植被亚像元有关，和其它亚像元没有关系。也就是说，植被所占比例越少，低分辨率像元的平均 LAI 数值越低，而植被亚像元的叶绿素状况则不受植被所占比例的影响。尽管如此，由于混合像元的状况可能改变像元遥感信号的大小，遥感器对地面的采样面积不同，可能会间接影响植被参量的遥感提取结果。

#### 4.2.1.2 尺度效应对于植被信息提取影响分析

研究通过遥感信号模拟方法获得不同状况的混合像元光谱。首先考虑植被和裸露土壤的混合情况，PROSAIL 模拟对应的主要参量为叶绿素含量为  $40\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 、LAI 为 4 的植被光谱，设定此种生长状态的植被为“植被 1”，选择裸露土壤作为与植被区域混合的地物类型，进行不同混合比例的混合像元光谱模拟；为了模拟植被空间异质性引起的混合像元光谱，使用不同 LAI 参数、叶绿素参数的两种不同长势的植被光谱进行混合光谱模拟，模拟了叶绿素含量为  $15\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 、LAI 为 2 的植被，设定此种生长状态的植被为“植被 2”。图 4.4 显示了土壤、植被 1、植被 2 的光谱。

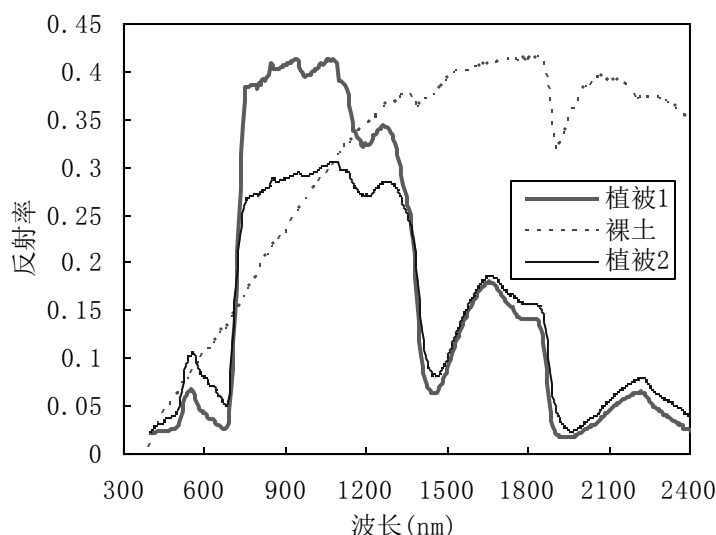


图 4.4 不同植被类型光谱以及裸土光谱

以“植被 1”的光谱作为标准植被曲线，定义“植被 1”以外的其它地物在像元中混合比例，混合比例用  $MR$  表示、混合比例的范围从 0、0.1、0.2 到 1。当标准植被光谱与其它地物发生线性混合关系时， $LAI$ 、叶绿素含量等在像元内的数值将重新计算（图 4.5a）。从计算结果来看，当标准植被光谱与裸土发生了线性混合，植被的叶绿素含量不随着非植被区域的所占比重而发生变化，除非植被亚像元的混合比率为 0，即像元中没有植被存在；像元的植被  $LAI$  数值却发生了显著变化，像元  $LAI$  值随着非植被混合比例的降低而减小，且与非植被混合比率的降低呈反比例关系。

同样，利用第二章所建立的叶绿素反演模型（表 2.3）和  $LAI$  反演模型（表 2.4），获得了异质植被混合像元对应的平均叶绿素含量和  $LAI$  数值（图 4.5b）。可以看出，混合像元平均  $LAI$  与混合比例呈线性关系，但混合像元的叶绿素含量与混合比例表现出非线性关系。

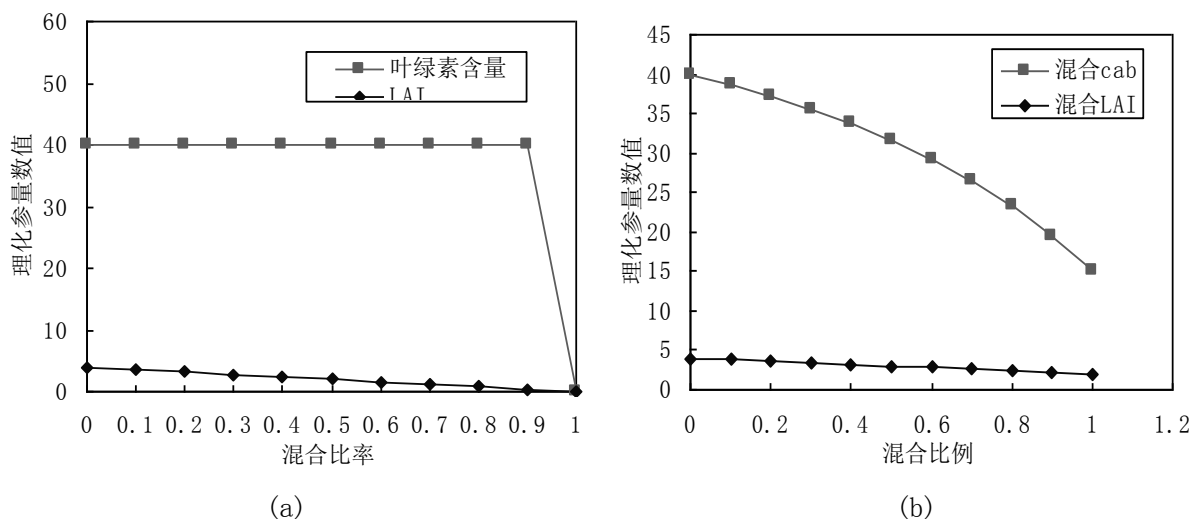


图 4.5 植被理化参量真实值的尺度变化  
(a) 植被与裸土混合；(b) 不同植被混合

#### (1) 对遥感信号与光谱指数的影响

首先模拟了“植被 1”与裸地以及“植被 2”的混合像元情况，分别获得了不同混合比例下的混合像元光谱（图 4.6）。由于地物空间异质性，像元中必然包含不同生长状况的植被，像元的光谱体现了植被的平均生长状况。

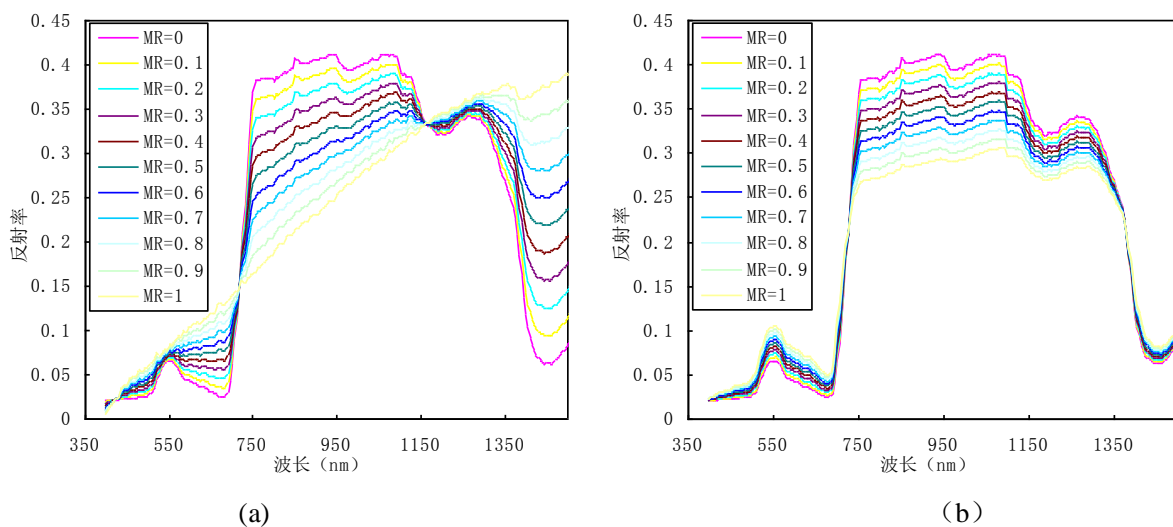


图 4.6 像元混合光谱随混合比例的变化  
(a) 植被与裸土混合；(b) 不同生长状况的植被混合

#### (2) 光谱指数的变化

随着土壤混合比例的增加，NDVI、EVI、CCII 均减小，当土壤的混合比例较小时，CCII 的降低幅度相比 NDVI 和 EVI 较小；当混合比例大于 0.7 时，CCII 急剧下降。不同生长状态作物组成的混合像元的光谱指数和理化参量的变化规律类似，呈现出混合像元中的优势植被的特征。

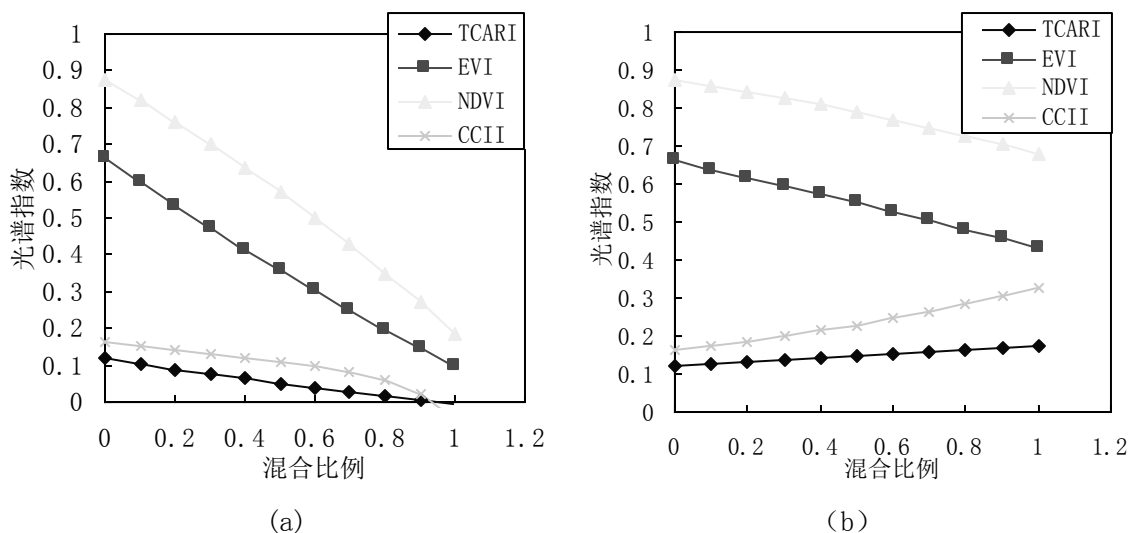


图 4.7 光谱指数随混合比例的变化  
(a) 植被与裸土混合; (b) 不同植被混合

### (3) 理化参数信提取的影响

利用第二章建立的 LAI 反演模型和叶绿素含量反演模型, 利用不同混合像元的相关光谱指数, 进行 LAI 与叶绿素含量的反演。图 4.8(a) 表示线性尺度混合引起的 EVI-LAI 的分布关系的变化情况以及 LAI 反演模型, 发现, 像元 LAI 的数值越高, 表示“植被 1”所占的比例越高, 随着“植被 1”占据的比例降低, 像元 LAI 和 EVI 随之降低, 这个趋势和纯植被像元 LAI 与光谱指数的关系是相似的。与土壤混合相比, 不同状况的植被混合像元 EVI-LAI 的分布与已有 LAI 反演模型关系更加接近。

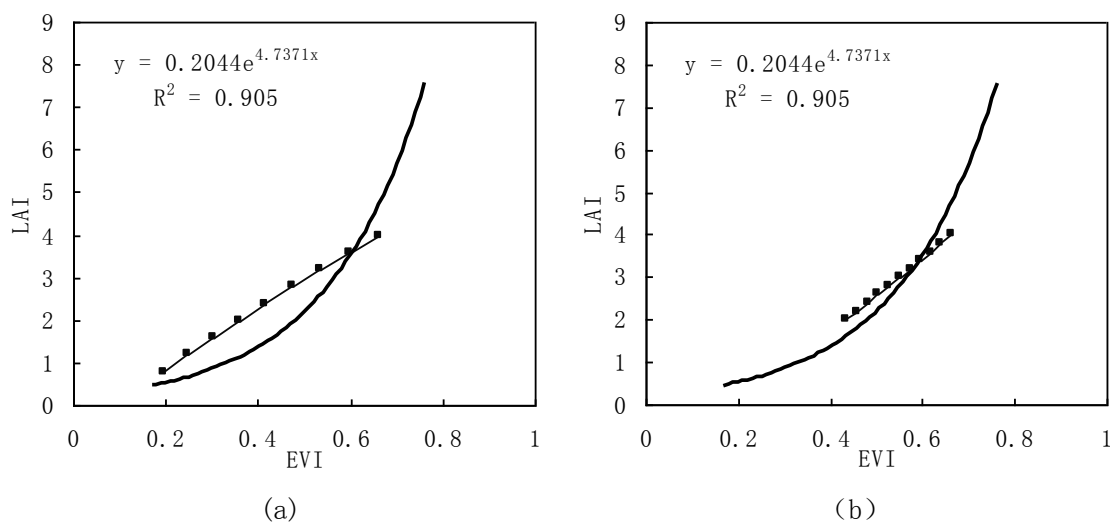


图 4.8 混合像元的 LAI 与光谱指数的分布及预测函数  
(a) 植被与裸土混合; (b) 不同植被混合

图 4.9 表示了线性尺度混合引起的 CCII-Cab 的分布变化以及 Cab 反演模型, 发现, 随着土壤在混合像元中的比例有所增加, CCII 却有所减小, 但混合

像元的平均 Cab 参数不随土壤混合比例的变化而变化,造成在土壤混合比例较高时 CCII-Cab 的分布脱离了已有的 Cab 反演模型。与土壤-植被的混合像元相比,不同状况的植被混合像元的 CCII-Cab 分布与 Cab 反演模型更为接近。

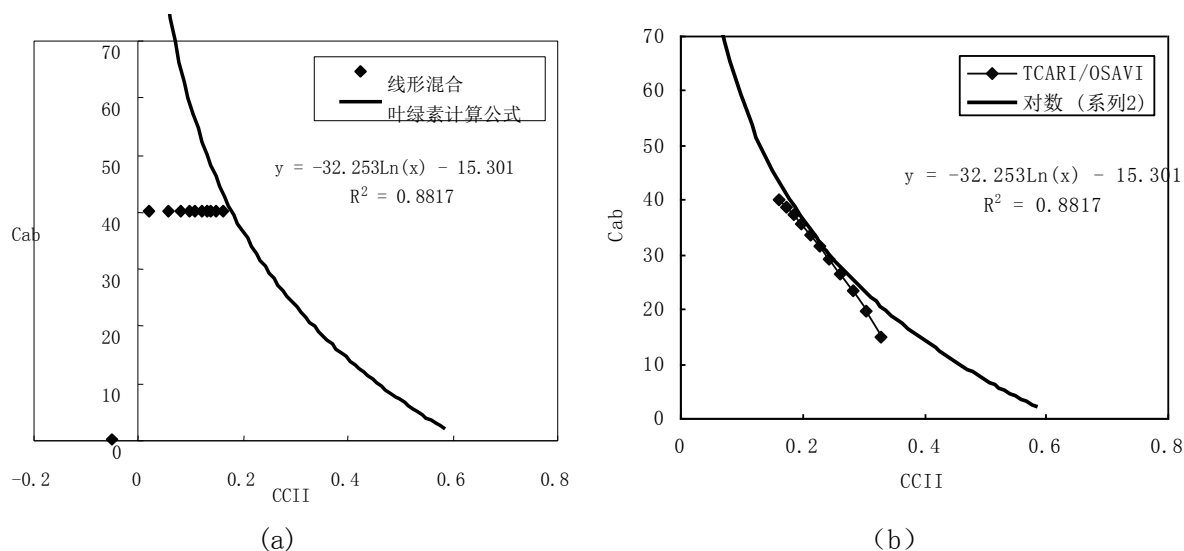


图 4.9 混合像元的叶绿素含量与光谱指数的分布以及预测函数

(a) 植被与裸土混合; (b) 不同植被混合

按照 LAI 计算公式反演了植被与土壤不同混合条件下的 LAI 估测值以及不同植被混合条件下的 LAI 估测值,并计算了 LAI 估测值与像元 LAI 实际数据的误差(图 4.10)。植被与土壤混合时,当混合比例在 0.5 时, LAI 估测误差达到最大。不同 LAI 的植被进行混合,当低 LAI 的植被混合比例较大时, LAI 误差较大。无论是植被与土壤混合还是不同生长状态的植被混合, LAI 误差的分布规律不很明显,且误差总体不高。

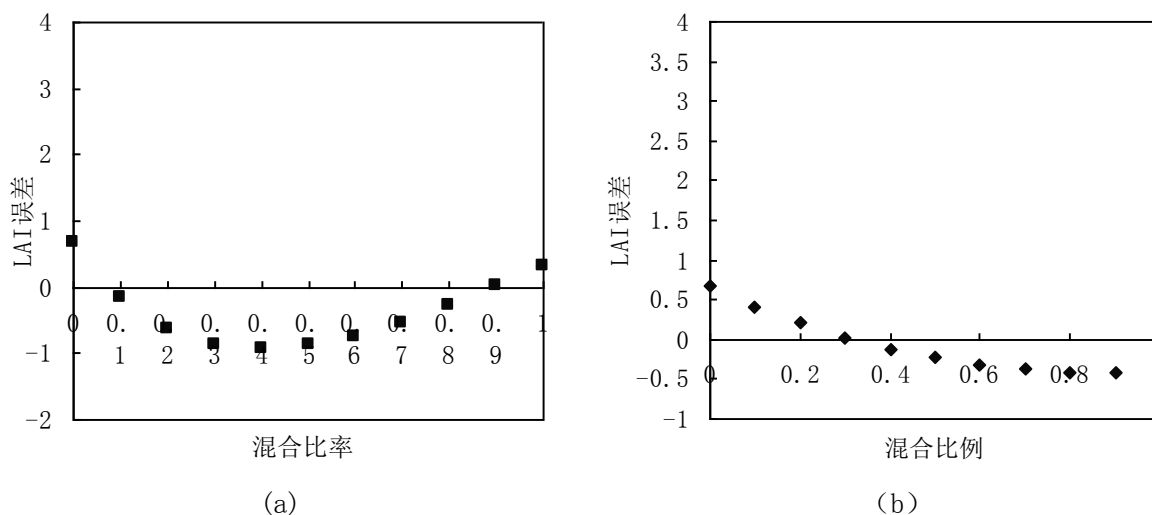


图 4.10 混合像元的 LAI 反演误差与混合比例的关系

(a) 植被与裸土混合; (b) 不同植被混合



按照 Cab 计算公式反演了植被与土壤不同混合条件下的 Cab 估测值以及不同植被混合条件下的 Cab 估测数值,并计算了 Cab 估测误差(图 4.11)。与 LAI 的估测误差随着混合状态的变化不同,植被与土壤混合像元的 Cab 反演误差随着非植被比例升高而变大,并且在土壤混合情况下的叶绿素含量估值偏大。当土壤的混合比例小于 0.2 时,叶绿素含量的误差在  $10 \mu\text{g}/\text{cm}^2$  以内,而当土壤混合比例大于 0.5 时,叶绿素含量的误差高于  $15 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ ,即 Cab 的反演受到了土壤混合的较强影响,特别是在土壤混合比例较高的情况。不同生长状态的植被混合像元 Cab 的反演误差普遍偏小,误差小于  $15 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。

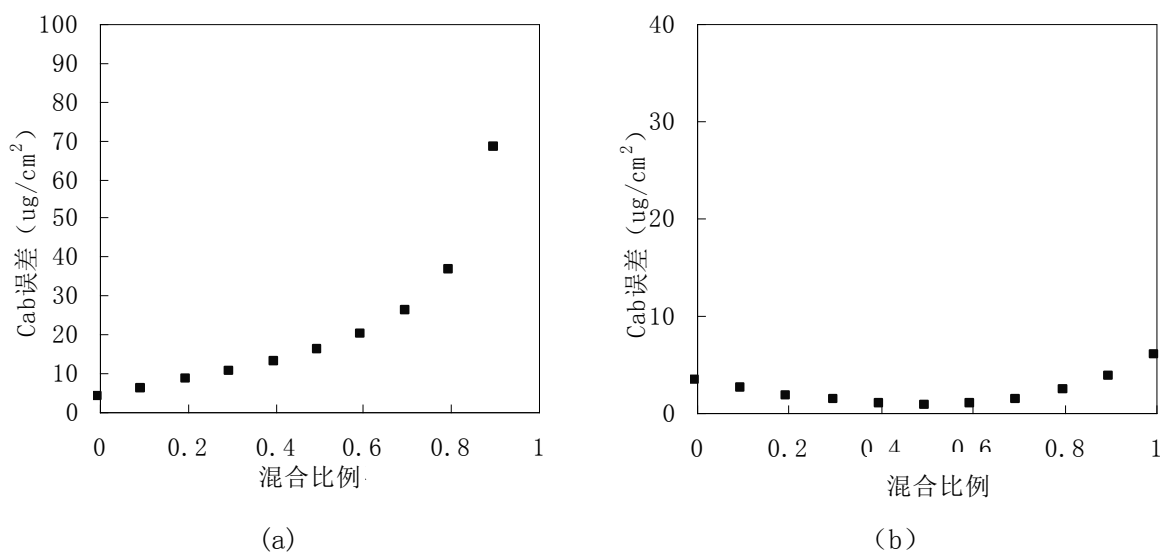


图 4.11 混合像元的叶绿素含量反演误差与混合比例的关系

(a) 植被与裸土混合; (b) 不同植被混合

植被与土壤混合以及不同生长状况下的植被混合下的植被参量反演结果显示:(1) 不同生长状态的植被混合时, LAI 和叶绿素含量的反演误差相对土壤-植被混合较低;(2) 植被与裸土形成的混合像元中, LAI 估测值与叶绿素含量估测值相比,受到混合像元的影响较小,但土壤的混合比例较大时, LAI 估测的相对精度并不高;(3) 叶绿素含量受到混合像元的影响较大。在 LAI 数值较大时, CCII 响应比较集中, Cab 估测误差相对较低。

#### (4) 实验验证

我国主要作物地块的面积不大,分布破碎,在低空间分辨率的遥感图像中出现植被混合像元是常见的。以中分辨率的 MODIS 和粗分辨率的 AVHRR 为例,大部分像元是种植区和非种植区的混合像元,使用粗分辨率的图像难以获取农作物的纯像元用于和混合像元进行对比,因此,有必要考虑较高分辨率的遥感数据,由于地块边缘发生与裸露土地等非植被类型的混合像元可能性大,

可同时获取图像纯植被像元和混合像元，进行纯像元和混合像元的理化参量反演结果的比较。本节使用空间分辨率适中的 CHRIS 图像分析纯像元和混合植被像元的植被理化参量反演结果。

利用顺义地区 8 月份的 CHRIS 图像，通过第二章建立的 LAI 和叶绿素含量反演模型进行植被参量反演。依据同一个地块，边缘地区和地块中心区域作物的理化参数接近的假定，通过人工方法提取地块边缘与裸露土地多种类型的混合像元。CHRIS 的空间分辨率为 18 米，一般小于一个地块的尺度，靠近地块中间的像元可一般认为是种植区的纯像元，而在种植区和非种植区邻接的像元，多是两者的混合像元。实验提取了不同地物的光谱发现，。作物种植的地块与裸地交接的混合像元光谱表现了强烈的混合特征（图 4.12）。

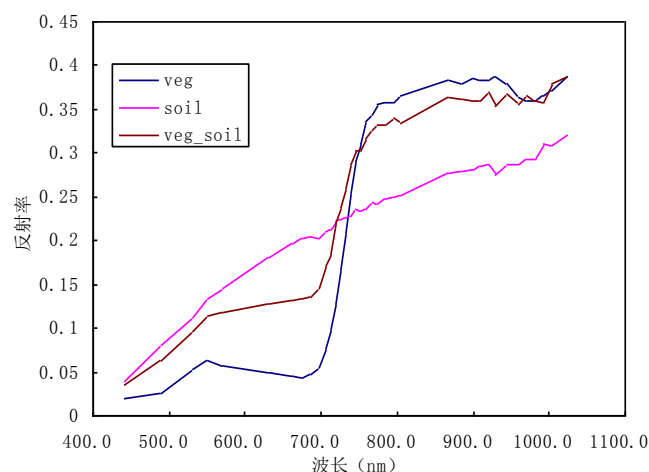


图 4.12 纯像元的植被、土壤以及混合像元的典型光谱

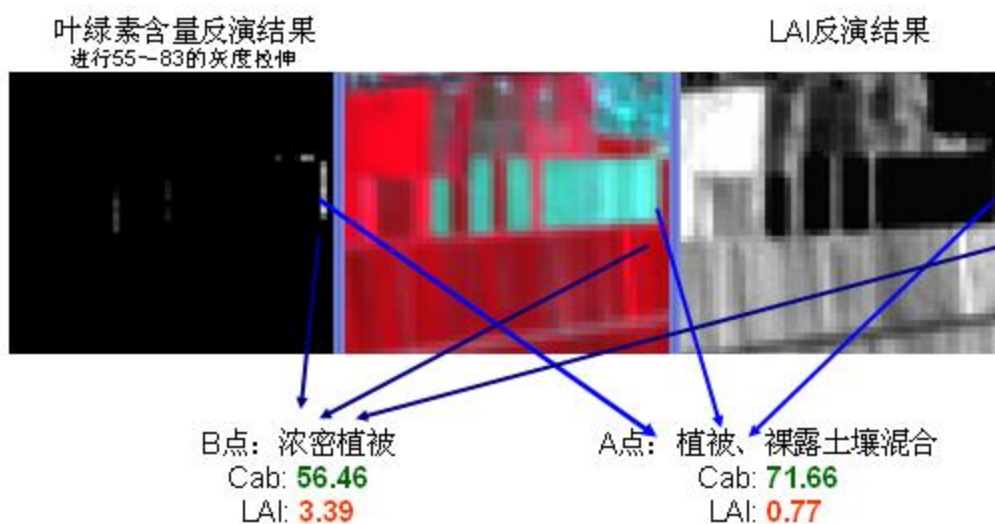


图 4.13 基于 CHRIS 图像的混合像元的简单模型反演结果

错误!未找到引用源。中，A 点为地块边缘植被与裸地混合区域，A 像元

的 EVI 指数为 0.279, CCII 数值为 0.0637。B 像元的光谱指数情况: B 点位于地块非边缘植被区域, B 像元的 EVI 指数为 0.62, CCII 数值为 0.121, LAI 估测值为 3.86, Cab 估测值为  $52.29 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。由于混合像元因素的影响, 使地块边缘在遥感图像中形成混合像元, 导致了地块边缘混合像元的叶绿素含量高估。粗分辨率图像中植被与非植被的混合像元现象普遍, 基于粗分辨率遥感数据的植被参量填图受到尺度混合的影响更加明显。相比叶绿素含量的反演, 估测的 LAI 值较附近纯像元的 LAI 估测值更接近一些。总的来说, 混合植被像元的 LAI 估测的影响要小于叶绿素含量估测的影响。

### 4.2.2 光谱采样因子的影响分析

遥感器光谱采样主要涉及波段中心位置和波段宽度, 其中波段宽度是遥感器光谱响应最重要的参数。对于一些平缓的光谱区域来说, 宽波段的波段光谱响应有助于增加遥感数据的信噪比; 另外一方面, 植被生化参量对应的光谱吸收谷往往有一定的宽度, 波段宽度越大, 该波段反射率受到周边波段的影响越大, 可能干扰植被信息提取的结果。

根据特定遥感器波段设置, 计算该遥感器波段位置以及波段光谱响应宽度下的光谱指数, 分析特定的波段设置对光谱指数影响规律以及反演植被参量的性能。基于 PROSAIL 模拟的不同生长状况植被的光谱, 按照正态光谱响应的模型, 利用的光谱数据共模拟了 5nm、10nm、20nm、30nm、40nm、80nm 多种波段宽度的植被 1 的光谱数据。本小节主要采用高斯函数进行光谱响应函数的模拟。高斯函数是一种理想的光谱响应函数, 如果要求更为实际的光谱采样模拟, 需要采用实验室测得的卫星有效载荷的光谱响应函数。此次多种波段宽度的光谱模拟没有改变波段采样间隔, 所有光谱的采样间隔设定为 5nm, 此处主要讨论不同光谱响应宽度对反射率的影响, 不讨论采样间隔对植被光谱轮廓的影响。

#### (1) 对遥感信号的影响

为了更清晰地说表现植被光谱随波段宽度的变化, 图 4.14 显示了叶绿素吸收有关的 550nm~720nm 波长范围内波段的植被光谱, 图 4.15 显示了植被 780nm~930nm 波长范围内植被近红外反射平台的植被光谱。从不同波段宽度的模拟光谱结果发现, 波段宽度对于光谱吸收特征的改变是明显的, 可以看出相对于 1nm 波段宽度的光谱, 10nm 的波段宽度的植被光谱吸收特征变化较小,

当波段宽度在 20nm 以上，光谱的叶绿素吸收谷消失，或者有些吸收谷对应的吸收位置发生偏移。

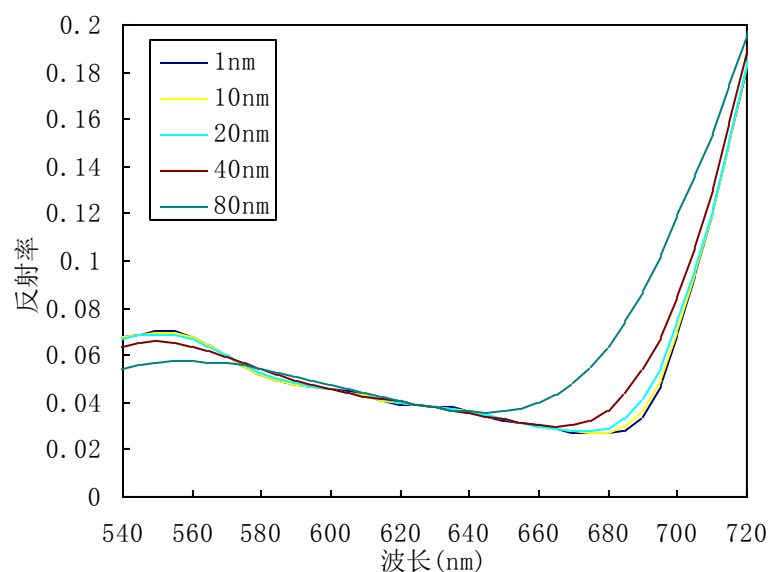


图 4.14 不同波段宽度对 670nm 波段光谱的影响

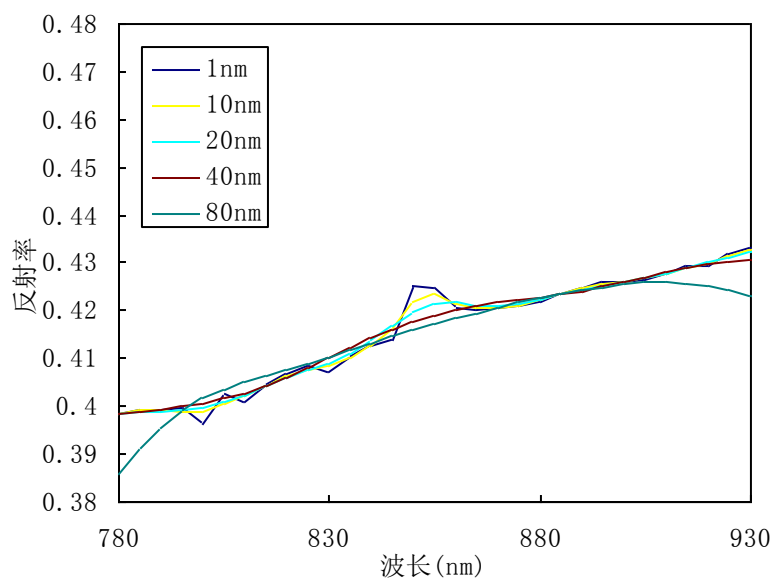


图 4.15 不同波段宽度对植被近红外 800nm 波段的光谱影响

## (2) 光谱指数的变化

当光谱采样的宽度影响光谱吸收特征时，光谱指数就可能发生较大变化。图 4.16 分别显示了 EVI、CCII 等光谱指数随着波段宽度变化的情况，图 4.17 显示了 EVI、CCII、NDVI 等光谱指数的相对变化比例。

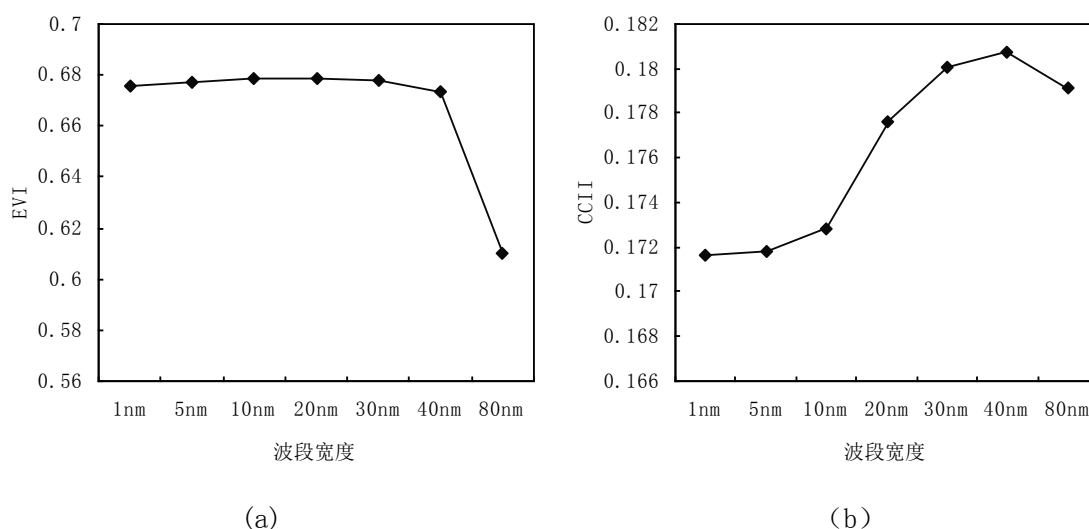


图 4.16 不同波段宽度对光谱指数的影响  
(a)对 EVI 的影响；(b) 对 CCII 影响

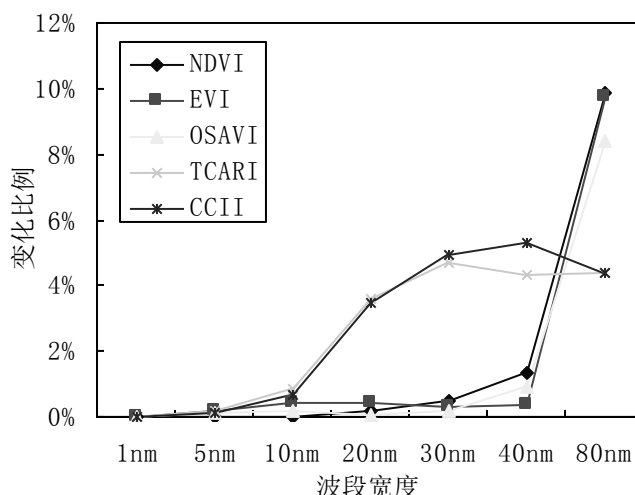


图 4.17 不同波段宽度下光谱指数的变化比例

与 NDVI、EVI 指数相比,叶绿素光谱指数 CCII 受到光谱响应的影响更大。特别是从 10nm 开始,随着波段宽度的增加,CCII 变化的幅度加大,在 20nm 时相对波段宽度 1nm 的 CCII,变化的幅度达到 4% 以上。EVI、NDVI 的变化幅度在 1nm~40nm 之间的变化幅度均低于 2%。这表明叶绿素吸收特征处的遥感信号受到光谱采样宽度的影响很大,而与 LAI 关系密切的植被近红外平台的波段范围较宽,波段光谱采样对近红外波段反射率信号影响较小。另外,当波段宽度为 80nm 时,因为光谱采样已经超过近红外反射率平台的范围,EVI 和 NDVI 均发生较大变化。

### (3) 结果与分析

宽波段的光谱采样不仅导致遥感信号以及光谱指数的变化,还可能改变遥感光谱特征与植被属性的密切程度。图 4.18 显示了 EVI 与 LAI、CCII 与 Cab 之间的回归模型决定系数随波段宽度的变化,随着波段宽度的增加,LAI、叶绿素反演模型的决定系数随之减小。

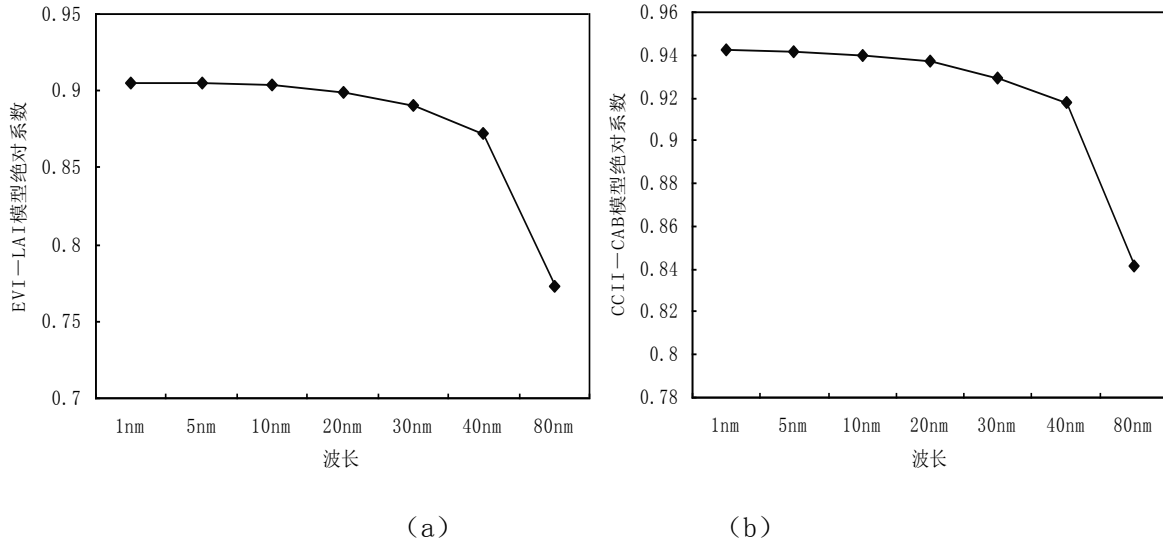


图 4.18 不同波段宽度下的基于光谱指数的植被参量模型决定系数

(a) EVI 的 LAI 估测模型; (b) CCII 的 Cab 估测模型

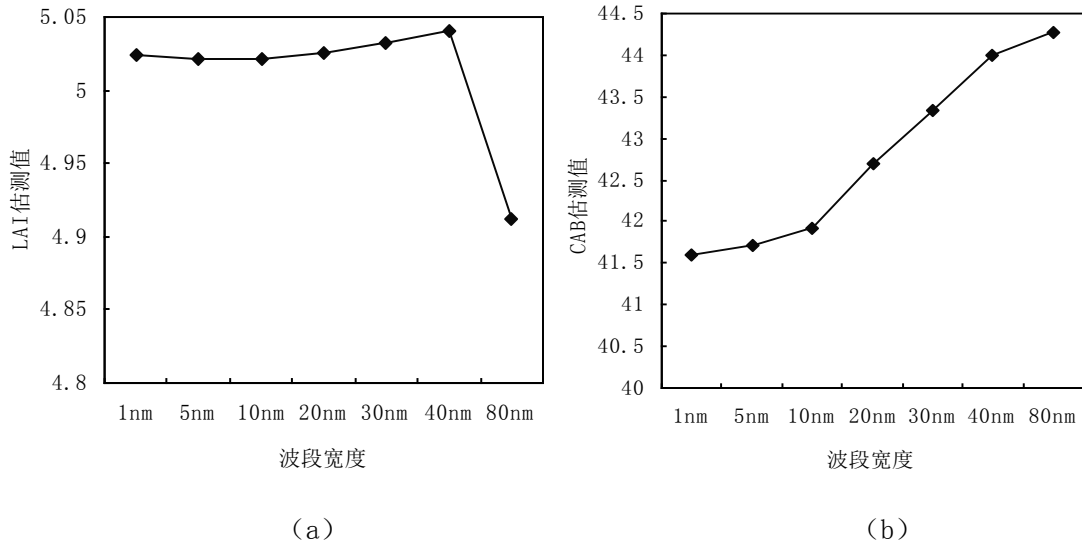


图 4.19 不同的植被理化参量估测值随波段宽度的变化

(a) LAI; (b) Cab

从 LAI 与叶绿素含量的估测结果来看(图 4.19),由于不同波段宽度的影响,Cab 估测值的变化较大,对光谱波段响应宽度更加敏感,随着波段宽 Cab 的估测数值逐渐增加,而 LAI 的估测值在波段宽度达到 40nm 之前的变化幅度较小,在 80nm 的波段宽度时 LAI 与 Cab 的估测结果与窄波段数据的估测结果有了一定的差异。

### 4.2.3 成像几何因子的影响分析

对地观测角度也是重要的遥感成像特征。除了多角度遥感器，大视场角的遥感器也带来了对地观测角度的较大变化。和多角度遥感器不同，大视场角的遥感器获取的同一幅图像中不同像元的观测几何属性是不同的。大视场角是遥感器重要的成像特征，TM/ETM 器的总视场角约为 10.6 度，NOAA-AVHRR 的总视场角为 56 度，MODIS 的总视场角则可以达到为 60 度。

大视场角对植被遥感影响的最主要的方面是可能引发测量的不确定性，分析遥感器的观测几何性能是非常有必要的。植被的二向反射差异的存在是这种测量不确定性引发的根本原因，分析遥感器观测几何特性对植被遥感的影响，应该从研究观测几何与植被二向性反射的关系入手。

#### (1) 对遥感信号的影响

本文研究观测几何对 LAI 参数反演的影响。为了获得多角度观测模拟，设定正向反射和反向反射两个观测方向的观测天顶角序列，天顶角数值从 0 度到 85 度。设定图像获取的时间为 2002 年 5 月 22 日，格林尼治时间 02:45:00，观测重点位于北京小汤山地区，中心的经纬度为 40°11'00"N，116°26'30"E。

在假定图像获取的时间地点情况下，计算太阳相对于目标点的位置，基于给定的图像获取时间，太阳的天顶角为 27.1 度，方位角在 139.1 度。利用 PROSAIL 模型模拟多个观测角度的植被反射率光谱，图 4.20 显示了 LAI 为 3.5 的植被红光、近红外波段的太阳入射平面内的反射率变化。

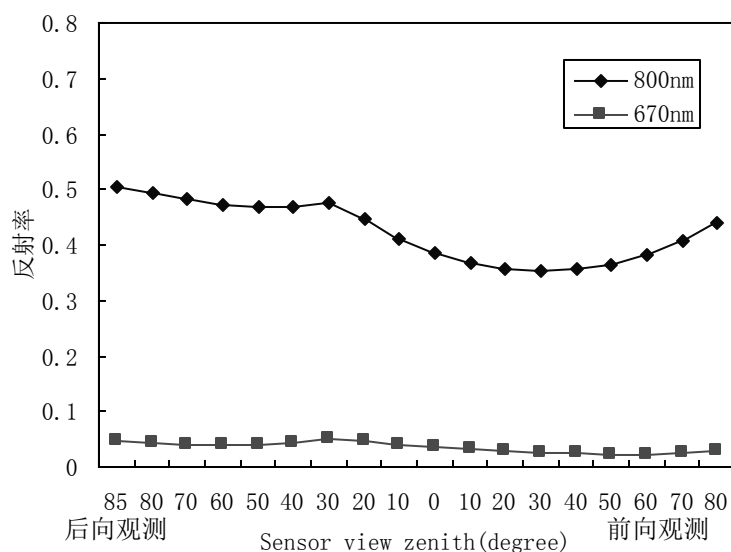


图 4.20 太阳入射平面内不同观测天顶角下的植被反射率

当遥感器观测角度和太阳角度重合时,反射率有一个峰值,这种现象称之为植被光谱的热点效应。从图 4.20 可以看到:(1)相同的植被参数在垂直于飞行方向上,反射率和辐亮度发生了较大幅度的差异;(2)一般来说,热点方向的像元遥感反射率和辐亮度信号有一个极大值,观测方向逐渐远离热点方向,植被反射率也逐渐降低。

### (2) 观测角度对 LAI 光谱指数的影响

多角度观测引起的植被二向反射率的变化必然引起植被指数的变化。图 4.21 显示了 NDVI 在太阳入射平面内不同观测角度的 NDVI 变化。图 4.21 可以看出,在热点效应附近的 NDVI 最小,随着远离热点方向植被的 NDVI 数值有所增加;另外,前向观测的 NDVI 数值比较后向 NDVI 数值普遍偏大,天顶观测时的 NDVI 适中,天顶观测与后向观测的 NDVI 数值更接近。

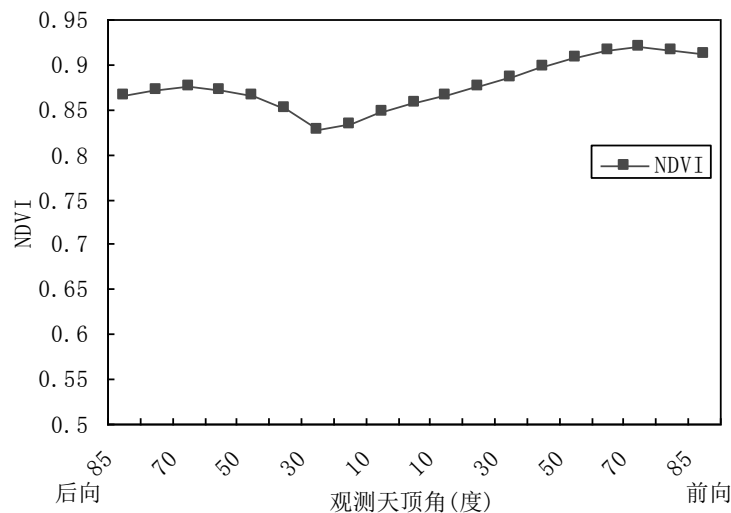


图 4.21 不同观测天顶角下的 NDVI

### (3) 观测角度对 LAI 反演精度的影响

使用基于天顶观测模拟数据建立的 LAI 反演模型,获得了预测数值和模拟数据对应的 LAI 参数之间的绝对误差(图 4.22)。图 4.22 同时列出了预测 LAI 数值和模拟光谱数据对应的 LAI 参数。观测角度从正向 85 度到反向 85 度, LAI 的预测误差的范围在-1.5~0.9, 接近热点处的 LAI 估测绝对误差达到最大值,最大值接近 1.5。因此说,观测天顶角的变化增加 LAI 的反演误差。



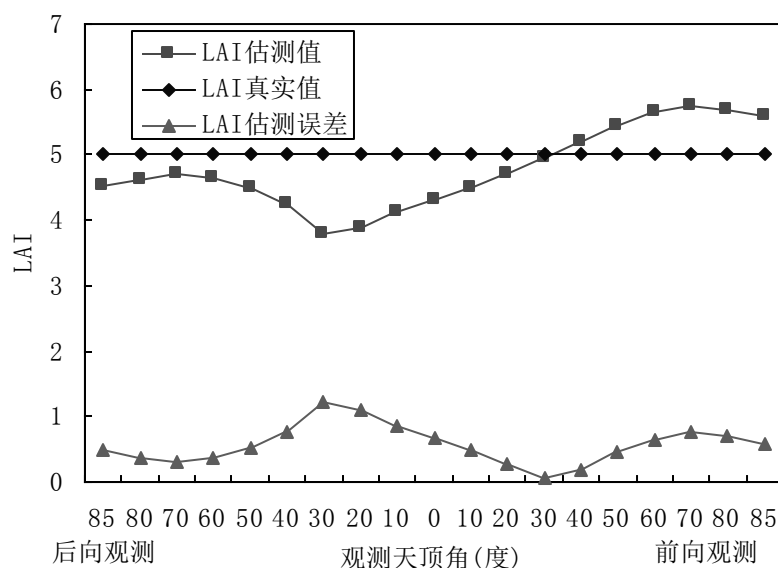


图 4.22 不同观测角度下的植被 LAI 估测结果

由于遥感幅宽和观测角度的变化有关，一幅 TM 图像中的观测天顶角最大值小于 11 度，从图 4.22 的发现，TM 图像中在太阳入射面上的 LAI 误差不超过 1；MODIS 的幅宽比 TM 要大的多，成像观测仪器的最大视场约 60 度，当遥感器的扫描行上其观测天顶角从 -30 度到 +30 度，使用单一成像几何条件下的遥感应模型 MODIS 图像的 LAI 估测值的变化范围大大超过了 TM 图像的 LAI 估测值。由于成像几何的差异和地物的二向性的存在，导致植被反射的较大差异，因此植被信息提取模型建模时有必要考虑遥感器的成像几何因素的影响。

### 4.3 成像敏感因子对地物分类的影响分析

本节使用的底图数据为高空间、高光谱分辨率的航空 AVERIS 图像，其空间分辨率为 3.4 米，光谱分辨率为 10nm，间隔小于 10nm。具体采用 3.4m 的 AVIRIS 高光谱图像的分类结果作为标准类别底图，通过对不同的低空间分辨率的模拟图像进行 SAM 分类识别，并且通过计算混淆矩阵的方法获取相对标准类别底图的分类精度，进行不同空间尺度和光谱尺度对场景地物分类精度的影响分析。

#### 4.3.1 空间分辨率对地物分类的影响分析

本节共模拟了两种空间尺度的分辨率图像：8m 和 20m。模拟图像中光谱

分辨率均为 10nm，获取的 8m 和 20m 空间分辨率模拟图像。随着空间分辨率的降低，背景地物边缘逐渐模糊，一些交错分布的地物形成了混合像元。通过 SAM 方法对高空间分辨率 AVIRIS 图像和不同空间分辨率指标的模拟图像进行了一一运算，获得了相对应的地物类型填图（图 4.23）。比较 3.4 米、8 米、20 米空间分辨率的分类图像，发现随着空间分辨率的降低，图像的细节逐渐丧失。对于不同类别地区交错的区域，表现得尤为明显。

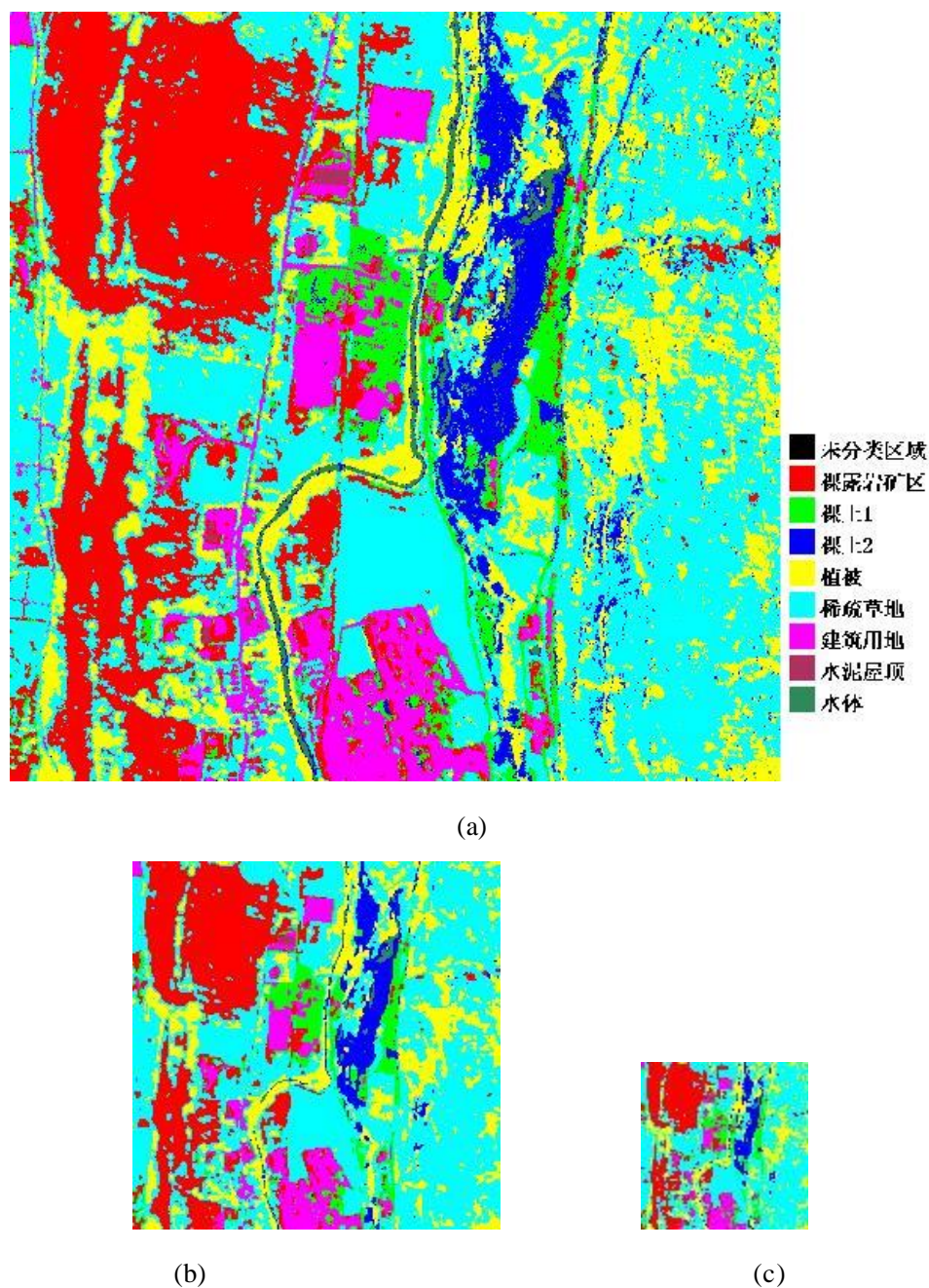


图 4.23 不同空间分辨率条件下的图像分类结果  
空间分辨率分别为：(a)3.4 米；(b)8 米；(c)20 米

以 3.4 米的高空间分辨率分类图像作为底图，使用混淆矩阵的方法计算了

8 米和 20 米分辨率图像的分类精度（图 4.24）。8 米空间分辨率图像的总体分类精度达到 80.48%；当空间分辨率降低到 20 米时，图像分类精度降低为 68.6%，两者相差 11.88%。

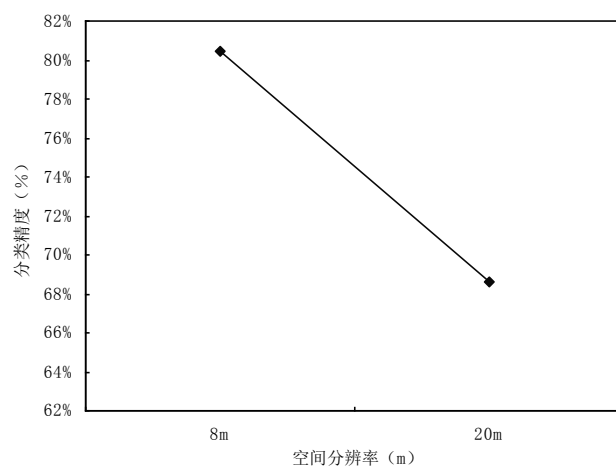
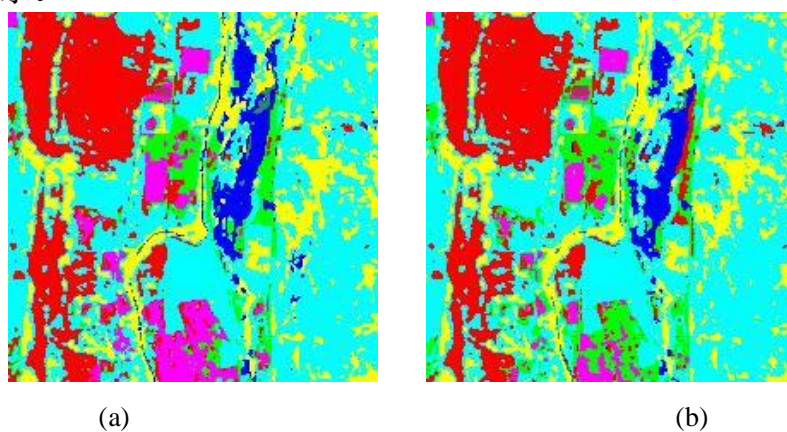


图 4.24 不同波段宽度条件下的相对分类精度

### 4.3.2 光谱分辨率对地物分类的影响分析

实验模拟了三种光谱尺度的分辨率图像：20nm、40nm 和 80nm，模拟图像空间分辨率均为 8m。通过 SAM 方法对高空间分辨率 AVIRIS 图像和不同光谱分辨率指标的模拟图像进行了一一运算，获得了相对应的地物类型填图，如图 4.25 所示。



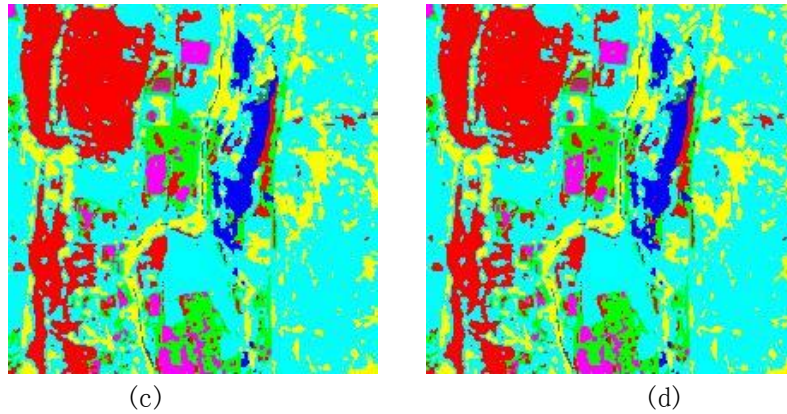


图 4.25 不同波段宽度的图像分类结果

波段宽度分别为(a) 10nm; (b) 20nm; (c) 40nm; (d) 80nm

以 3.4 米高空间分辨率的分类图像作为底图，使用混淆矩阵的方法计算了 8m 空间分辨率的 AVIRIS 图像以及波段宽度为 20nm、40nm、80nm 的模拟图像的分类精度（图 4.26）。AVIRIS 数据的波段宽度约为 10nm，8m 空间分辨率图像的总分类精度达到 80.48%；当空间分辨率降低到 20m 时，图像分类精度降低为 76.34%，两者相差 4.12%。

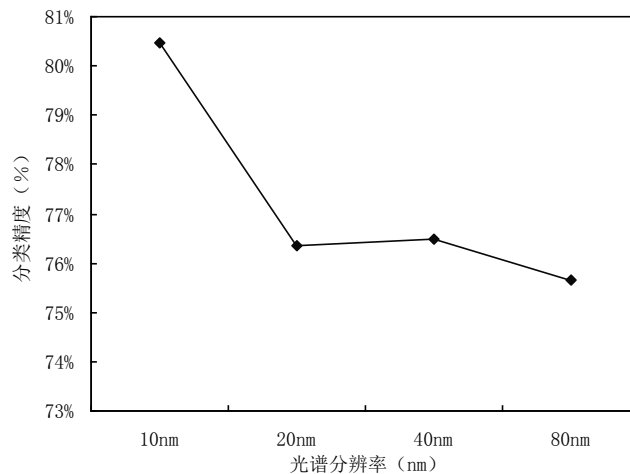


图 4.26 不同波段宽度条件下的分类精度

总体上讲，随着光谱分辨率降低，图像总体分类精度降低。10nm 的波段宽度的 AVIRIS 数据的分类结果比其它低光谱分辨率的高出 4% 以上，20nm、40nm、80nm 波段宽度的模拟图像的分类精度在一个层次上，相差不是很大。这也说明了用于比较精细的植被类型填图，10nm 的波段响应精度是比较合适的，当大于 20nm 时，由于波段响应宽度和波段数目的影响，导致分类精度的下降，因此说高光谱遥感对于植被类型精准填图是必要的。



### 4.3 本章小结

本章的重点在于研究遥感成像因子对植被信息提取精度的影响，主要结论和研究成果包括：

(1) 通过分析遥感器大气因子与植被信息提取之间的关系，将成像过程分为敏感因子和非敏感因子。认为大气校正可以大大削弱大气对植被信息提取的影响，从而不将大气因子作为本文的研究重点。

(2) 分析了植被复杂性的表现方式，主要体现在植被属性不确定、空间异质性植被覆盖区域的空间异质性、植被属性的光谱响应重叠、植被光谱的二向性 (BRDF)，认为地表植被的复杂性是导致植被信息提取难度的干扰因素。

(3) 成像器参数与遥感数据特性关系密切，通过对遥感器因子对遥感信息影响以及目前校正方法的初步分析，选择了空间采样因子、光谱采样因子、成像几何因子作为植被信息提取模型的敏感因子进行研究。当然，成像过程的敏感因子选择都是有局限性的，成像敏感因子与不敏感因子在一些情况下可能发生转化。

(4) 研究了成像过程敏感因子对植被信息提取模型的影响。在空间采样因子对植被信息提取模型影响方面，植被在像元内所占比例对于 LAI、叶绿素含量的反演干扰很大。一般来说，对裸土-植被的混合像元，使用第二章的纯像元的植被参量反演模型，叶绿素含量的估测值偏高，LAI 估测值偏低。相比叶绿素含量而言，混合像元对 LAI 估测的影响要小于对叶绿素含量估测的影响；在空间采样因子对于植被信息提取模型影响方面，叶绿素估值对光谱波段响应宽度更加敏感；通过分析成像几何条件对遥感信号和植被参量反演的影响，发现几何成像条件的确可能引起极大 LAI 提取误差。

(5) 研究了空间分辨率和光谱分辨率对成像过程敏感因子对地物类别信息提取的影响。基于高空间、光谱分辨率的 AVIRIS 图像进行了多空间、光谱分辨率图像模拟，并基于 SAM 方法进行分类以及精度验证。发现，随着空间分辨率的降低，图像总体分类精度随之降低；随着光谱分辨率降低，图像总体分类精度随之降低，10nm 波段宽度的 AVIRIS 数据的分类结果比其它低光谱分辨率的高出 4% 以上，20nm、40nm、80nm 波段宽度的模拟图像的分类精度相差不大，这说明 10nm 的波段响应宽度用于地物精细识别是比较合适的。

## 第五章 成像因子修正植被遥感模型及实验验证

通过分析遥感成像过程特征对植被信息提取的影响分析,发现若干遥感成像特征对于植被信息提取的影响明显。本节将针对不同成像因子对植被信息提取的影响规律,针对不同成像因子采取多种途径修正已有的植被信息提取模型,从而提高植被遥感模型的普适性和植被信息提取精度,同时通过实验验证,检验模型优化算法的有效性。

### 5.1 模型优化思路

利用已有植被光谱库、植被遥感模型,通过模型优化方法获得适于特定遥感成像特点的新的植被信息提取模型,是一个经济、有效的方法。由于植被区域的复杂性和遥感成像因子共同决定了植被遥感信号的大小,因此需要考虑植被复杂性、遥感成像敏感因子、遥感信号之间的关系,进而将成像敏感因子和植被区域的复杂性结合起来进行植被信息提取精度影响分析。

植被地表的复杂性是必然存在的,因此植被遥感必须考虑到植被区域本身的复杂性。减少植被复杂性对遥感信息提取的干扰,是推动遥感应用模型发展的重要途径;不同的遥感器成像参数导致同一地物出现的遥感信号和遥感特征有所差别,因此植被遥感建模需要的遥感数据必须要满足于目标遥感器的成像参数。

根据遥感成像因子对植被信息提取的影响分析,本文将主要从以下几个方面进行优化模型:(1)提取和选择抗干扰性强的遥感特征,进行鲁棒性的植被信息提取模型建模;(2)对植被的复杂性进行遥感参数化。选择遥感可获取的合适参数用于表征植被某一方面的复杂性,从而将这一不确定因素转化为确定因素;(3)利用地面光谱数据和植被属性数据,按照新遥感器的成像参数通过图像模拟手段获取模拟遥感数据,从而重构基于遥感特征的植被信息提取模型;(4)根据成像过程因素对光谱植被指数的影响分析,确定特定成像参数条件下的遥感特征之间转换关系,通过定量的转换关系将已有模型调整到新遥感器对应的遥感模型。建立成像因子的不同参数的植被光谱模型转换关系是实现该方法的关键所在。

由于多种成像过程参数对植被遥感应用可能造成不同的影响,因此针对不

同成像因子的植被遥感模型的优化方法也不尽相同。这需要根据具体的数据条件、先验知识以及不同成像因子对植被信息提取的影响特点,进行选择和应用。

## 5.2 空间尺度因子修正的植被参量协同反演

### 5.2.1 空间尺度因子的遥感参数化

不同类型的植被往往具有不同的尺度特点,森林和高覆盖草地的面积较大,农作物地块小的有百米左右宽度,大的田块有1公里左右宽度,半荒漠区域灌丛的尺度为数米,半荒漠的离散草从不到1米。城市植被中的行道树的尺度为数米,草地的尺度从数十米到数公里。当遥感器的采样像元内没有完全被该地物占有,那么该地物将和其它地物类型形成混合像元。植被在混合像元的丰度即表述地物在混合像元中的多少。地物的尺度和遥感器的地面空间分辨率决定了出现混合像元的可能性。当植被比较离散时,譬如,半荒漠地区的植被多位稀疏草地、灌木、稀疏林木,它们在中等分辨率的遥感图像中往往呈混合像元的形式。如果考虑粗分辨率的情况,比如1KM分辨率的NOAA-AVHRR、MODIS等,这些图像中的植被区域大多表现出强烈的地物混合像元。

第四章已经进行了空间尺度对LAI、叶绿素的反演影响分析,当LAI为4、叶绿素含量为 $40\mu\text{g}/\text{cm}^2$ 的植被在与不同混合比率的非植被发生像元混合时,混合像元的光谱发生了较大变化,从而大大影响了参量估测精度。为了获得不同的混合比例下的参量模型变化规律,本节进一步模拟多LAI、叶绿素含量条件下的混合像元光谱,MR表示其它地物的混合比例。图5.1和图5.2分别显示了不同混合状况对EVI-LAI、CCI-Cab分布关系的干扰。

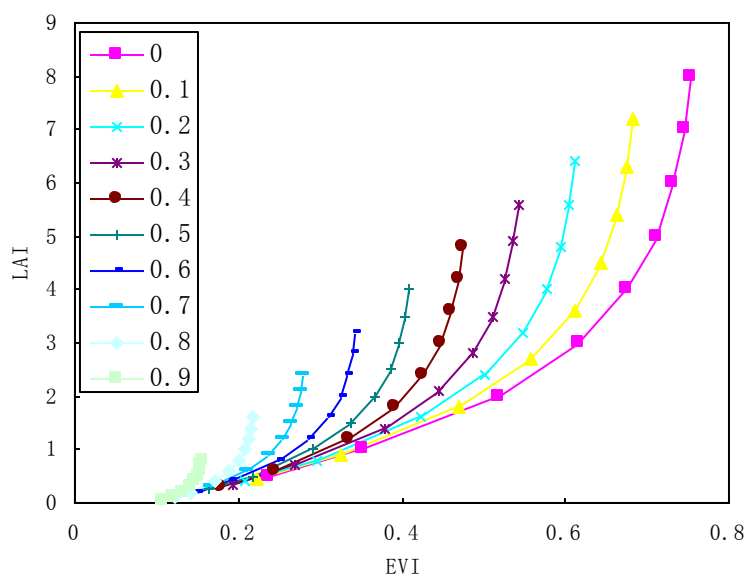


图 5.1 不同混合状况下的 EVI 与 LAI 之间的分布关系

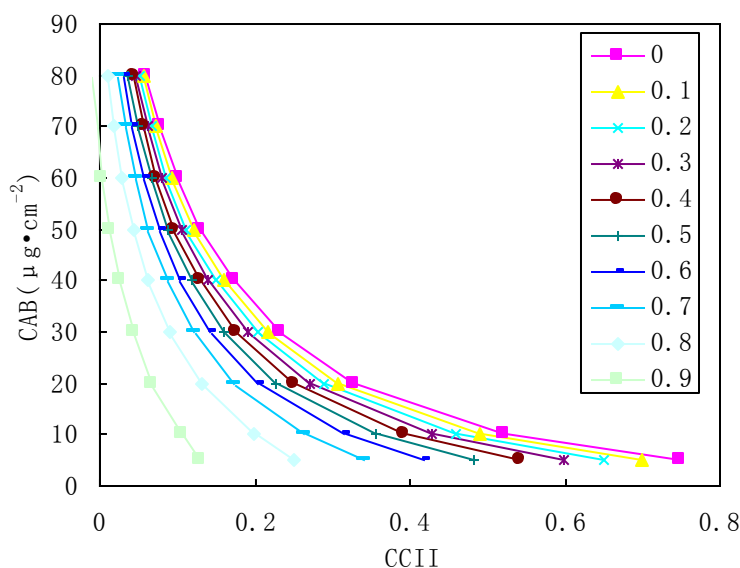


图 5.2 不同混合状况下的 CCII 与 Cab 之间的分布关系

LAI 数值较大的植被非植被地物混合，EVI 与像元平均 LAI 的分布关系受到植被盖度的影响比较大。Cab 受到混合像元的影响时较大，特别是当混合像元中非植被区域的比例达到了 0.7 以上，CCII-Cab 的散布范围脱离了高植被覆盖的 CCII-Cab 的散布区域。因此，有必要首先确定植被盖度。在具有植被盖度和 LAI 先验指数的前提下，对叶绿素反演模型进行优化后反演 Cab 参量，这样才可能获得高精度的 Cab 估测数据。

为了能够在较高 LAI 的植被状况下，获得更加准确的 LAI 预测精度，有必要计算这时的植被盖度。因此植被盖度的估测精度是否准确就显得非常重要。图 5.3 显示了植被盖度与 NDVI、EVI 的分布关系。



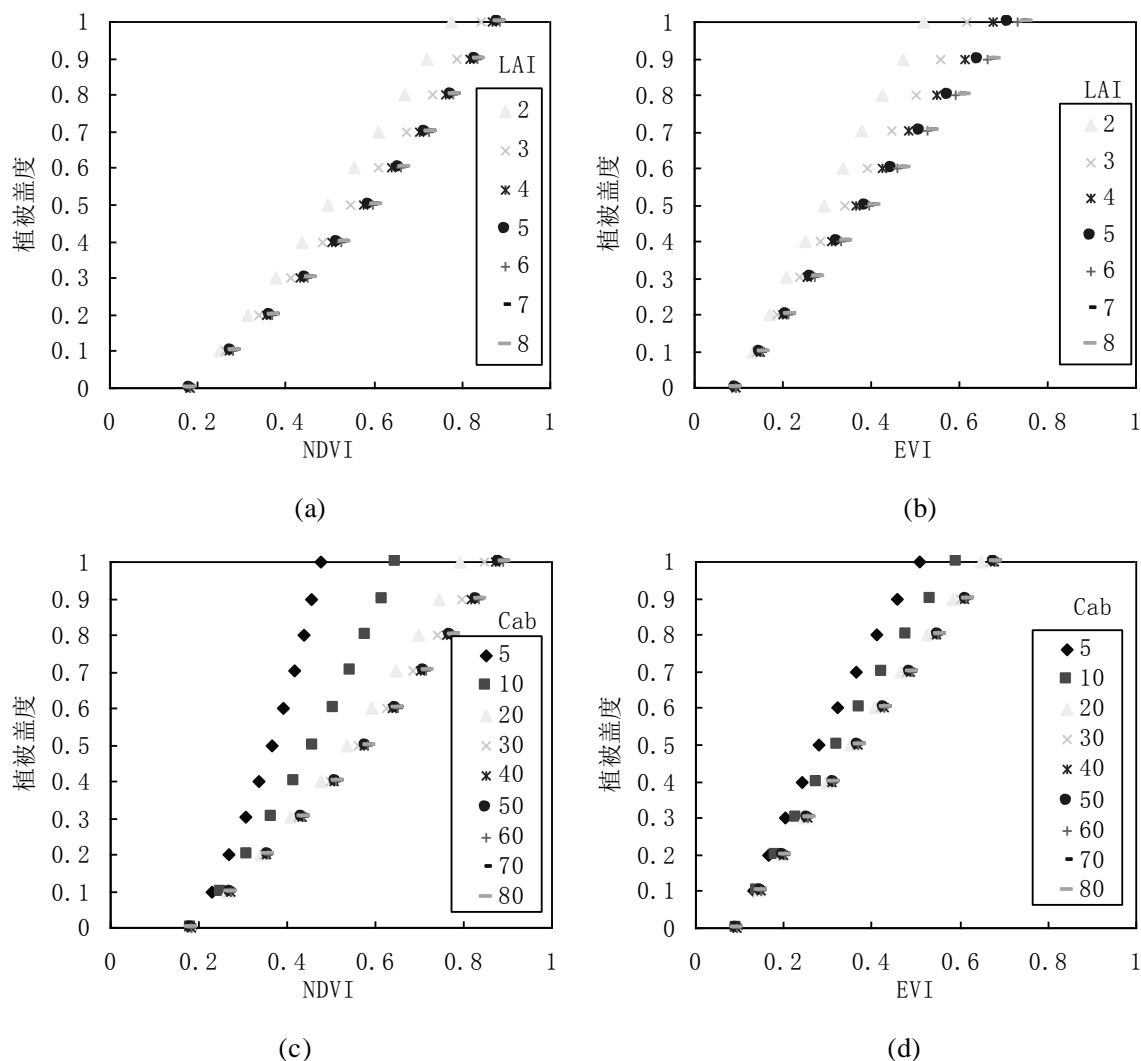


图 5.3 不同植被状况下光谱指数与植被盖度之间的关系

(a) NDVI-植被盖度关系受 LAI 影响; (b) EVI-植被盖度关系受 LAI 影响;  
(c) NDVI-植被盖度关系受 Cab 影响; (d) EVI-植被盖度关系受 Cab 影响

从图 5.3 中发现, NDVI 与植被盖度之间的关系受到 LAI 的干扰很小, 但 LAI 受到叶绿素状况的影响较 EVI 大, 特别是在叶绿素含量较低的情况下。EVI 与植被盖度的关系受叶绿素状况的影响非常小, 当亚像元植被 LAI 数值比较大时, 植被盖度和 EVI 的关系比较统一; 由于大部分作物、灌丛、林地的亚像元植被都大于 1, 因此 EVI 可以作为反演植被盖度的有效参数。

鉴于上面的分析, 本文提出基于遥感尺度因子修正的多参量协同反演的思路, 该方法的逻辑关系如图 5.4 所示。

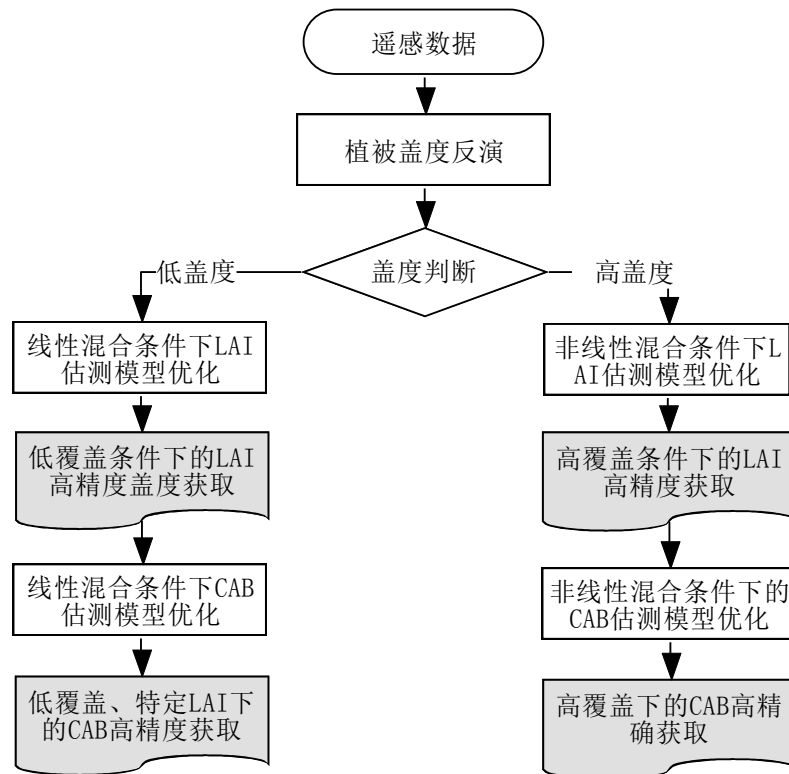


图 5.4 空间尺度因子修正的多参量协同反演逻辑图

基于空间尺度因子修正的多参量协同反演算法的实现步骤为：（1）利用植被盖度反演模型获取较为准确的植被盖度参数；（2）将植被盖度分为低盖度和高盖度，针对不同的盖度建立响应的 LAI 估测模型，当盖度估测高于 0.6 时，则认为像元内植被与下界面主要呈非线性混合状态，将使用非线性混合情况下的植被参量反演模型。（3）基于特定盖度、LAI 条件下优化的 Cab 反演模型，进行 Cab 参数获取。不同植被盖度条件下 LAI 与 Cab 的回归模型如表 5. 1。

表5. 1 植被多参量协同反演模型

植被盖度	LAI 反演模型	Cab 反演模型
0.1	$LAI = 0.0001 * EXP(55.605 * EVI)$	$Cab = -24.468 * Ln(CCII) - 28.653$
0.2	$LAI = 0.0036 * EXP(27.497 * EVI)$	$Cab = -24.468 * Ln(CCII) - 28.653$
0.3	$LAI = 0.0132 * EXP(18.127 * EVI)$	$Cab = -28.259 * Ln(CCII) - 27.967$
0.4	$LAI = 0.0275 * EXP(13.441 * EVI)$	$Cab = -29.477 * Ln(CCII) - 24.678$
0.5	$LAI = 0.0449 * EXP(10.63 * EVI)$	$Cab = -29.946 * Ln(CCII) - 21.508$
0.6	$LAI = 0.2044 * EXP(4.7372 * EVI)$	$Cab = -30.363 * Ln(CCII) - 11.92$
0.7	$LAI = 0.2044 * EXP(4.7373 * EVI)$	$Cab = -30.363 * Ln(CCII) - 11.93$
0.8	$LAI = 0.2044 * EXP(4.7374 * EVI)$	$Cab = -30.363 * Ln(CCII) - 11.94$
0.9	$LAI = 0.2044 * EXP(4.7375 * EVI)$	$Cab = -30.363 * Ln(CCII) - 11.95$
1	$LAI = 0.2044 * EXP(4.7376 * EVI)$	$Cab = -30.363 * Ln(CCII) - 11.96$

注：植被盖度=  $1.6106 * EVI - 0.1073$

### 5.2.2 植被多参量协同反演实验

基于顺义地区 8 月份的 CHRIS 高光谱数据，我们进行了基于植被盖度的多参量协同反演实验。由于图像分辨率为 18 米，可以方便地同时获取图像纯植被像元和混合像元。第四章发现与植被土壤混合像元的 LAI、叶绿素反演异常，与纯像元相比叶绿素估值偏低。针对实验区图像，基于 EVI 与植被盖度关系本节完成了实验区植被盖度填图（图 5.5）。发现，植被盖度在 0.5 以下的区域几乎全部分布在田块边缘部分，因为在田块边缘部分存在最大可能与非植被区域混合。

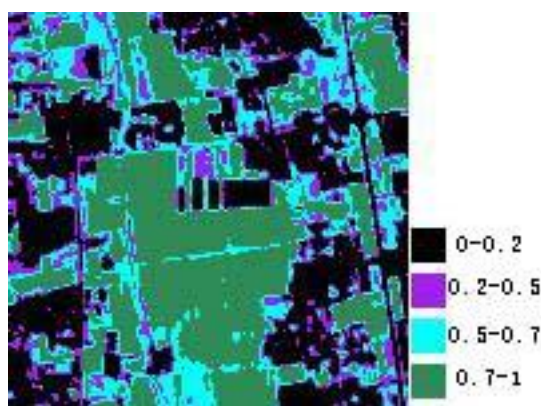


图 5.5 试验区 CHRIS 图像的植被盖度反演结果

考察地块边缘混合像元 A 的具体情况，其 LAI 估测数值为 0.77，说明像元为混合像元的概率较大。使用本节提出的空间尺度修正的多参量协同反演方法，首先通过 EVI 反演植被盖度，当 EVI 为 0.28 时，植被盖度的估测值为 0.38，从植被盖度的反演结果来看，植被只占到不到一半的像元面积，因此该像元光谱表现出很强的非植被特性，仅仅使用纯像元的植被参量反演模型必然是不够的。由于植被盖度估测值接近 0.4，可以选用植被盖度为 0.4 的 LAI 反演模型和 Cab 反演模型。优化模型的 LAI 估测值为 1.17，Cab 的估测值为  $56.47 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。

在像元内植被为均一植被的前提下，混合像元 LAI 与亚像元植被有如下关系：亚像元植被 = 像元平均 LAI / 植被盖度，可以推算出像元内植被的亚像元植被 LAI，因此 A 像元内的亚像元植被为 3.08。可以有这样的预期，植被的亚像元植被 LAI 比较混合像元 LAI，与地块纯像元的 LAI 更加接近，为了比较验证，我们选择临近 A 像元靠近地块中间的 B 像元进行多参量协同反演比较分析。

B 像元的光谱指数情况：B 点位于地块非边缘植被区域，B 像元的 EVI 指

数为 0.62，CCII 数值为 0.12。首先通过 EVI 反演植被盖度，当 EVI 为 0.62，植被盖度的估测值为 0.83，植被占到绝大多数的像元面积，因此该像元光谱表现出很强的植被特性，在如此高的植被盖度条件下，纯粹线性的植被土壤混合的可能性很小，更大程度上植被与下界面的非线性混合，因此将使用像元层次上基于非线性冠层模型建立的参量反演模型，进行 LAI、Cab 多种参量反演。由于植被盖度估测值超过 0.8，不考虑地物线性混合效应，选择纯像元层次上 LAI 反演模型和 Cab 反演模型，模型优化后的 LAI 估测值为 3.86，Cab 估测值为  $52.29 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ 。

比较发现（表 5.2），用考虑线性混合的多参数协同反演，使用优化的多参量协同反演模型，A 像元 Cab 的估测值为  $56.47 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ ，更接近 B 点的 Cab 估测值  $52.29 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ ，地块边缘与地块中心叶绿素含量的估测值更加接近，反演的结果符合常理。另外 A 像元估计的亚像元植被 LAI 比较接近 B 像元的像元 LAI 估测结果为 3.86，从而验证了结合植被盖度的多参量协同反演的合理性。

表5.2 不同方法的植被参量反演结果

		CCII	EVI	植被盖度	像元 LAI	Cab( $\mu\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$ )
混合像元 A	未优化	0.064	0.28	0.38	0.77	71.66
	优化	0.064	0.28	0.38	1.17	56.47
纯像元 B		0.121	0.62	0.83	3.86	52.29

从 A、B 点所在的区域植被理化参量填图结果（图 5.6）发现，植被盖度比较低的区域是地块的边缘区域，植被盖度图中 A 点所在的边缘区域植被盖度在 0.2-0.5 之间，B 点所在的靠近地块中心区域盖度都在 0.7-1 之间。没有优化的 Cab 反演结果显示，边缘区域存在 Cab 估值远大于地块中心，而优化后的 Cab 估测数值地块边缘和地块中心数值差别不大。通过本节算法估测混合像元的 LAI 值比较不考虑线性混合的反演结果较大，通过混合像元平均的 LAI 和植被盖度参数，可以求取植被亚像元的 LAI 数值。混合 A 像元中的植被亚像元 LAI 为 3.08，而不考虑线性混合的植被亚像元为 2.03，显然，本节方法更接近临近的植被纯像元的 LAI 值 3.86。

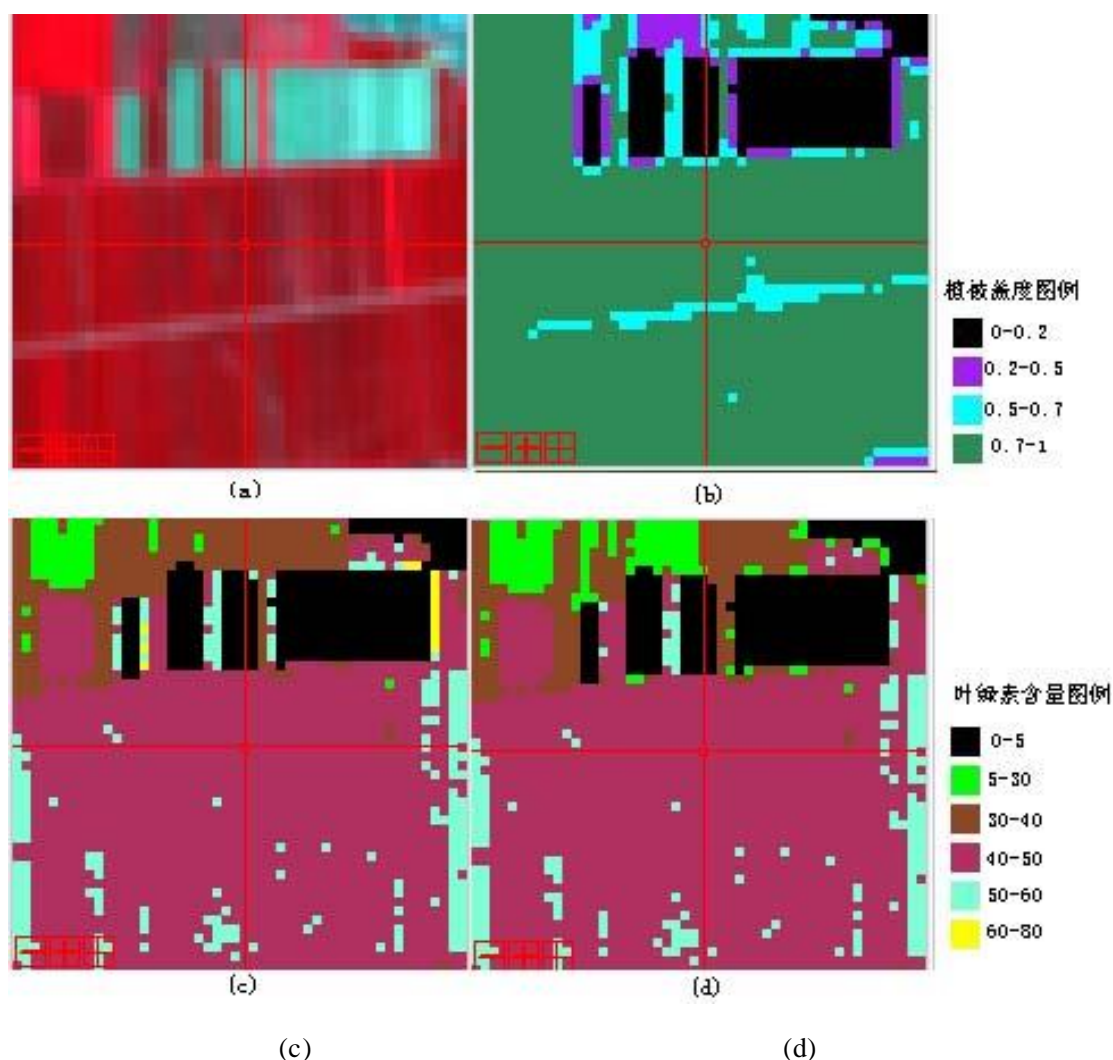


图 5.6 试验区局部的植被参量反演结果分析

(a) CHRIS 图像; (b) 植被盖度结果;

(c) 不考虑度线性混合效应的 Cab 反演结果; (d) 本节方法的 Cab 反演结果

从上面的分析可得, 植被区域的混合像元参量估测存在来自尺度因素的干扰, 但通过不同植被参量提取的尺度分析, 从而建立的基于尺度因素的多参量协同反演模型, 可以获得比较准确的 LAI 和叶绿素含量估测结果。与 CHRIS 图像相比, 粗分辨率遥感数据必然存在更多的植被混合像元, 因而本节提出的方法对于粗分辨率图像的植被区域参量填图有更重要的借鉴意义。

## 5.3 光谱采样因子修正的植被参量反演

### 5.3.1 基于光谱采样因子的光谱指数转换

由于不同的遥感器具有不同的波段设置, 这其中包括波段采样中心位置和波段宽度。波段位置的差异必将导致遥感数据的不同, 另外, 光谱波段响应范

围越广，所获得的该波段反射率就越受到周边波段的影响，从而导致不同光谱响应宽度出现不同的遥感信号。上一章就分析了光谱响应宽度对于植被光谱指数以及植被信息模型的影响。

不同遥感器的光谱采样参数各有差异。尽管部分遥感器具有类似的波段，譬如红波段、近红外波段，但这些波段的采样中心位置和采样范围都不尽相同。图 5.7 显示了 ETM、TM、MODIS、CBERS 多种遥感器的红波段的光谱响应参数，发现尽管都使红波段，其波段中心位置和波段采样宽度各有不同。

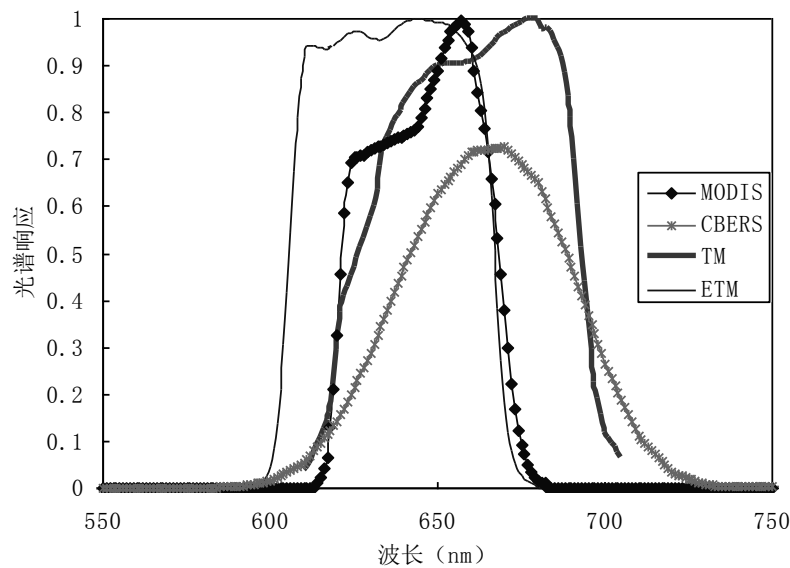


图 5.7 不同遥感器的红波段的光谱响应差异

针对已有的遥感器，全世界科学家进行了很多地面同步观测实验，建立了大量的基于多种植被类型的植被信息提取模型。如果新型数据出现，如何利用这些模型，就会出现波段采样的问题，使已有的模型难以应用。数据本身的差异引入了较大误差，大大阻碍了遥感应用模型的推广和验证。

第一节提到模型修正是解决这个问题的有效途径。如何进行模型修正呢？基于光谱库或植被辐射传输模型针对遥感成像特征进行数据模拟，在特定遥感成像条件下的模拟数据的基础上，进行遥感特征与植被参量提取模型重新建模。这种方法已经在第四章中提到，并完成多种波段宽度的 LAI 与叶绿素含量反演模型重新建模，因此本章不再赘述。

在地面遥感数据和植被参量数据的基础上，可以按照目标遥感器的成像参数重构植被参量提取模型。但地面遥感数据以及完备的植被参量数据比较缺乏，特定遥感器的应用模型重构不能够广泛推广。发掘不同遥感成像条件下的遥感信号之间的转换关系是解决途径之一。简单的遥感信号的转换可能会受到

地物复杂性的干扰。如果仅仅对地物复杂性干扰小的光谱指数进行不同光谱采样条件下的转换,可行性更高一些。同时,光谱指数是许多植被参量信息提取模型的输入参数,这样可以直接带入信息提取模型,从而获得优化的信息提取模型。因此,本节将就不同光谱采样下的遥感特征关系转换的可行性进行研究,并在遥感特征转化机制的基础上对已有植被应用模型进行修正。

不同遥感器的光谱指数之间的转化关系是进行植被遥感模型修正的关键。通过对不同 LAI、不同叶绿素状况下的植被光谱,进行多种波段宽度的光谱采样,这些波段宽度包括 5nm、10nm、20nm、30nm、40nm 和 80nm,图 5.8 统计了波段宽度为 1nm 的窄波段 EVI 数据与其它波段宽度下的 EVI 数据之间的相关关系。

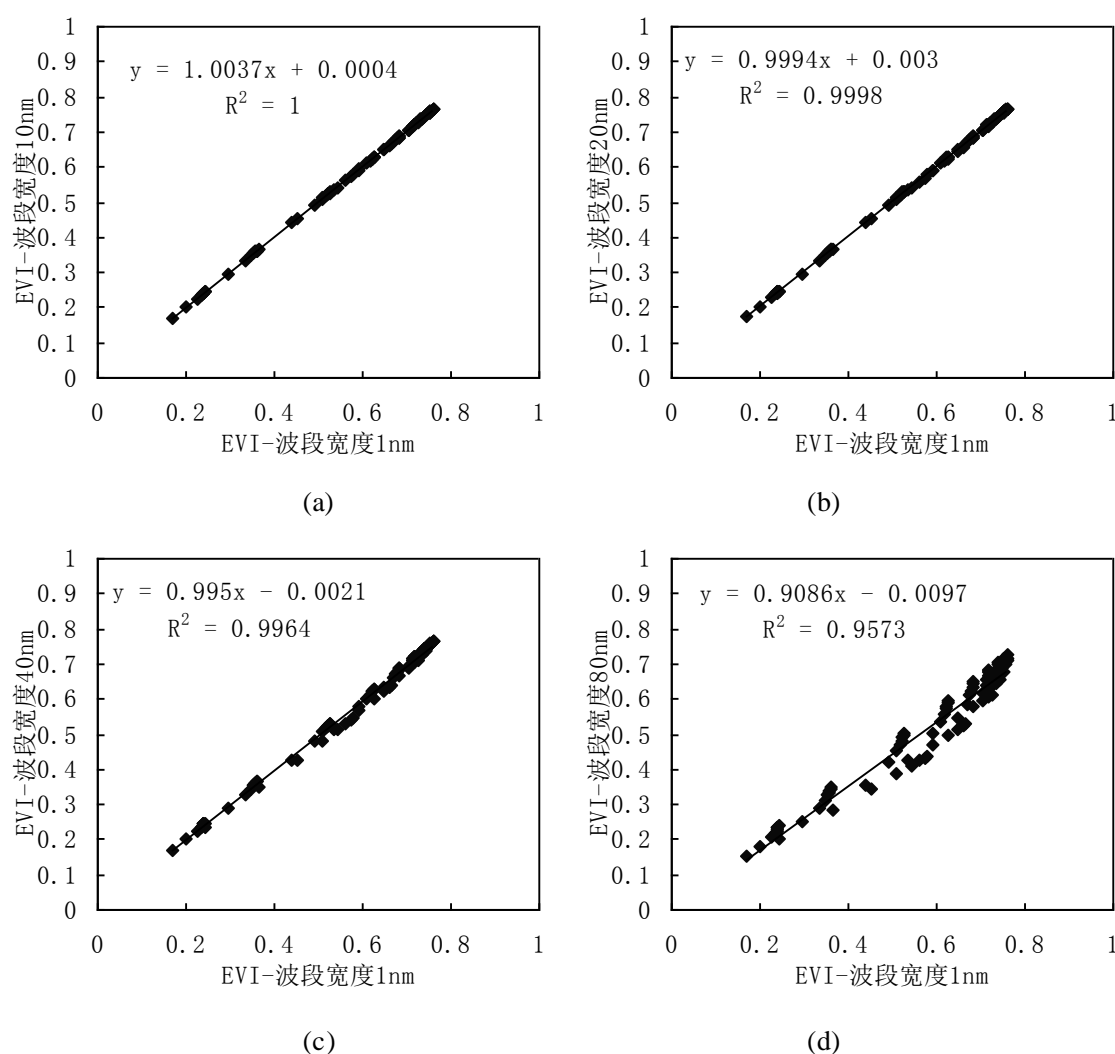


图 5.8 EVI 在不同的波段宽度之间的关系

不论是 EVI 还是 CCII, 随着波段宽度的增加, 与 1nm 的窄波段的光谱指数之间的差距越来越大, 窄波段的 CCII 与波段宽度为 10nm 的 CCII 的统计关

系的斜率为 0.9305，与波段宽度为 40nm 的 CCII 统计关系的斜率为 0.8115，与波段宽度为 80nm 的 CCII 线性统计关系斜率只有 0.5603。类似的现象也出现在 EVI 在不同波段宽度之间的相关关系中。但 EVI 随着波段宽度的增加变化幅度比较 CCII 要小一些，窄波段的 EVI 与波段宽度为 80nm 的 EVI 数据统计关系的斜率为 0.8971。图 5.9 统计了窄波段与其它波段宽度下的 CCII 之间的关系。

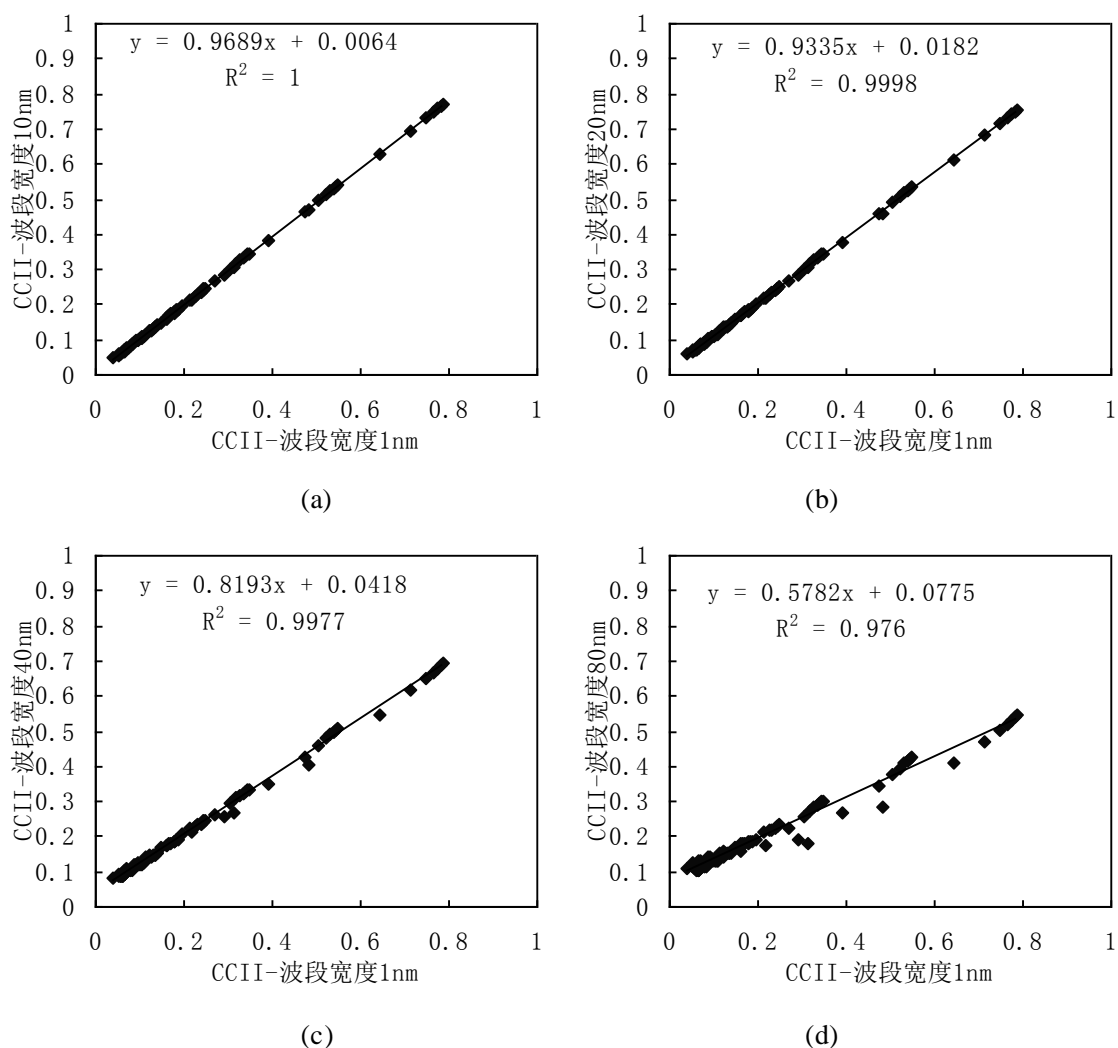


图 5.9 CCII 在不同的波段宽度之间的关系

不同波段宽度引起了遥感特征的变化，另外一方面这种变化的规律性较强。图 5.8 和图 5.9 显示不同波段宽度的光谱指数相关关系较强，其决定系数都在 0.95 以上，因此可以利用遥感特征的转换关系进行已有模型的修正。



### 5.3.2 基于遥感特征转换的植被信息提取实验

实验通过修正已有模型的方法获取波段为 40nm 的叶绿素含量遥感反演模型。针对 5.2 节根据窄波段光谱建立 Cab 反演建模，已有窄波段叶绿素反演模型为：

$$CAB = -30.363 * \ln(CCII) - 11.92 \quad (5.1)$$

1nmCCII 与 40nmCCII 之间的关系是：

$$CCII(=40nm) = 0.8115 * CCII(=1nm) + 0.0434 \quad (5.2)$$

由公式(5.2)可以获得从 40nm 波段宽度的 CCII 到窄波段 CCII 的计算公式：

$$CCII(=1nm) = (CCII(=40nm) - 0.0434) / 0.8115 \quad (5.3)$$

通过耦合已有 Cab 反演模型（表 5.1）与不同光谱采样特征的光谱指数转换关系，获得了修正后的叶绿素含量反演模型：

$$CAB = -30.363 * \ln((CCII(=40nm) - 0.0434) / 0.8115) - 11.92 \quad (5.4)$$

在波段宽度 40nm 的光谱指数基础上，通过基于成像分析的遥感特征转换方法获得了校正后的窄波段光谱指数，从而能够利用窄波段的叶绿素含量反演模型进行了叶绿素含量反演。另外，为了进行对比验证，将波段宽度 40nm 的光谱指数直接用于已有的窄波段叶绿素反演模型，反演结果（图 5.10）显示，本节提出的方法重新架构模型的反演结果，与窄波段数据的叶绿素反演结果非常近似，通过误差统计获得其平均误差为  $1.2 \mu g/cm^2$ ；未通过修正模型的反演误差达到了  $5.01 \mu g/cm^2$ ，特别是在叶绿素含量比较高时，未修正模型的估值偏小，这可能是宽波段光谱响应使叶绿素吸收谷的特征减弱引起的。

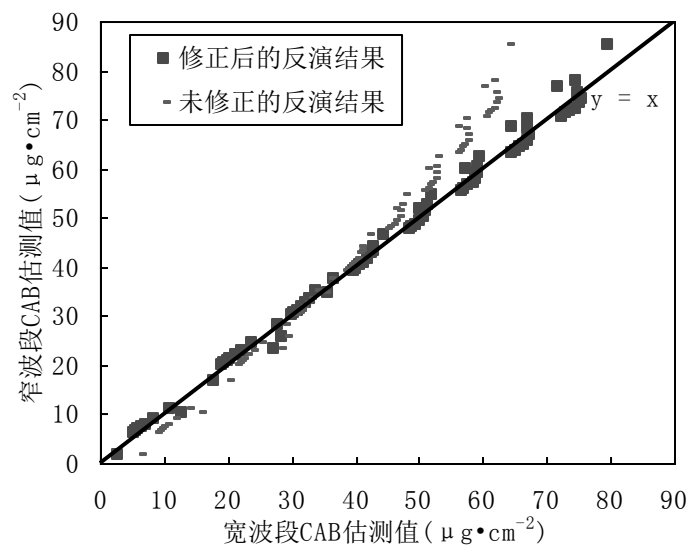


图 5.10 基于波段宽度 40nm 数据的模型修正前后反演结果

同样我们考虑 LAI 的反演模型的修正情况，使用已有窄波段 LAI 反演模型（表 5.1）以及窄波段 EVI 与 40nm 宽波段 EVI 之间的关系（图 5.8c），通过修正已有模型的方法获取波段为修正的适合波段宽度 40nm 遥感数据的 LAI 反演模型：

$$\text{LAI}(=1\text{nm}) = 0.2044 * \text{EXP}(0.995 * \text{EVI}(=40\text{nm}) - 0.0021) \quad (5.5)$$

在波段宽度 40nm 的光谱指数基础上，通过修正后的 LAI 反演模型进行了 LAI 反演，同时基于波段宽度 40nm 的光谱指数直接用于已有的窄波段 LAI 反演模型，两者的反演结果与标准 LAI 数值的比较见图 5.11。

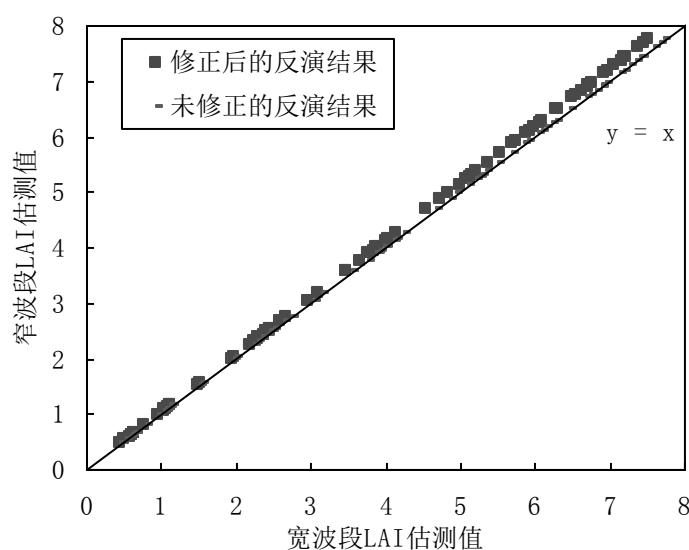


图 5.11 基于 40nm 波段宽度数据的模型修正前后的 LAI 反演结果

通过对比发现,将窄波段 LAI 反演模型修正到适合波段宽度为 40nm 的遥感数据的 LAI 反演模型,其模型的反演结果和窄波段的反演结果差别不大,且没有经过修正的反演估测数据与标准 LAI 值的误差也较小。这说明波段采样宽度为 40nm 时,并不造成很大的反演误差。为了研究更大的波段宽度对 LAI 反演模型的影响以及修正效果,本文做了进一步的实验,获得了波段宽度 80nm 下修正的 LAI 反演结果(图 5.12)。

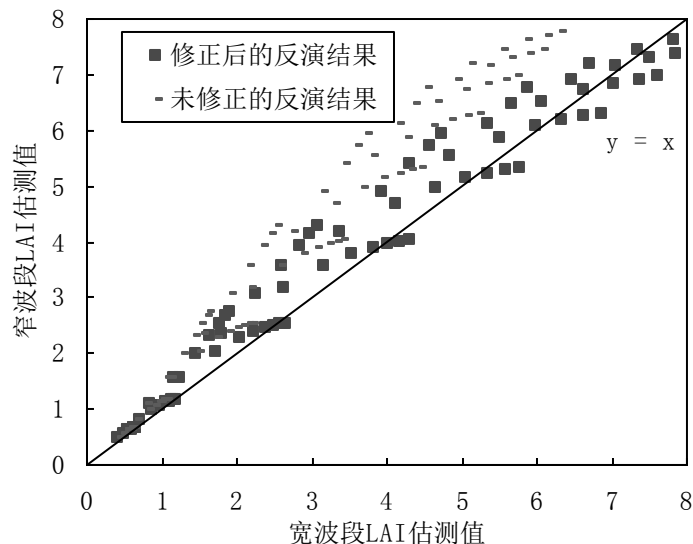


图 5.12 基于 80nm 波段宽度数据的模型修正前后的 LAI 反演结果

从图 5.12 发现,通过模型修正的 LAI 反演结果和标准值更加接近,平均误差为 0.38,而没有通过优化直接使用 80nm 宽波段数据的反演结果不是很理想,误差达到 0.96,其 LAI 估测值普遍偏小。当近红外波段的光谱采样宽度超过近红外平台范围时,获得的近红外数据比较窄波段数据来说要小,同时红波段的遥感数据也会变大。总的来说,表征 LAI 的光谱指数发生较大变化,从而影响了 LAI 反演精度,而使用本节提出的修正模型则可以一定程度上减少光谱指数的差异引起误差。

基于不同成像因子的遥感特征转换关系修正已有模型的方法,减少了因不同成像特性造成的遥感特征差异,避免了植被参量反演误差的放大。同样可以将已有的窄波段植被参量模型修正到宽波段植被参量模型上去,修正针对宽波段遥感器的植被参量模型,使之能够适合特定的窄波段遥感数据。

## 5.4 成像几何因子修正的植被参量反演

多角度观测是当前遥感发展的一个重要方向。多角度观测遥感器与大幅宽观测遥感器都将导致对地观测的角度多样化。多角度观测遥感器有 AMTIS、CHRIS 等，而大幅宽观测的遥感器有 MISR、MODIS 及 POLDER 等。与前者不同的是，大部分大幅宽遥感器的观测目的并不是实现不同角度的对地观测，而是由于随着观测范围的增大，观测角度也随着增加，这就会对遥感图像带来观测角度不均一的问题。由于宽覆盖遥感器带来的遥感图像成像几何属性比较多角度遥感器更为复杂，本节将以大幅宽遥感器为研究对象，重点进行环境与减灾监测小卫星 HJ-1A 的多光谱 CCD 相机的成像几何特性分析。全球的 LAI 填图是 HJ-1A 卫星 CCD 相机的一项重要任务，遥感数据的成像特征直接关系到 LAI 填图精度。

### 5.4.1 HJ-1A 多光谱相机的成像几何特性分析

HJ-1A 的多光谱相机实际上有两个子相机组成，每个相机都有 4 个波段。HJ-1A 多光谱相机通过拼接的方式，将两个子相机的图像拼接成一幅多光谱图像。HJ-1A 卫星轨道参数以及多光谱相机的基本参数见表 5.3。尽管光谱波段设置、空间分辨率都是航天遥感器的重要成像参数，然而超过 700KM 的大幅宽是 HJ-1A 多光谱相机最突出的特征。很少有类似空间分辨率的遥感器能够有这样的幅宽，另外，HJ-1A 多光谱遥感器的双相机体系也是比较独特的，因此，分析 HJ-1A 多光谱相机的观测几何性能是非常有必要的。

表5.3 HJ-1A以及多光谱相机基本参数

多光谱相机	相机个数	2
	星下点地面分辨率	30
	幅宽 (KM)	单幅 360KM, 总幅 700KM
	波段设置	0.43-0.52 $\mu$ m, 0.52-0.60 $\mu$ m, 0.63-0.69 $\mu$ m, 0.76-0.90 $\mu$ m
轨道	高度	650Km
	降交点时间	10:30AM
	重返周期	48 小时
	轨道类别	太阳同步轨道

#### (1) 多光谱相机几何模型构建

HJ-1A 多光谱相机通过两个左右两个相机组成，左边相机和右边相机的中间轴存在一定的夹角。HJ-1A 多光谱相机的成像示意图如下：

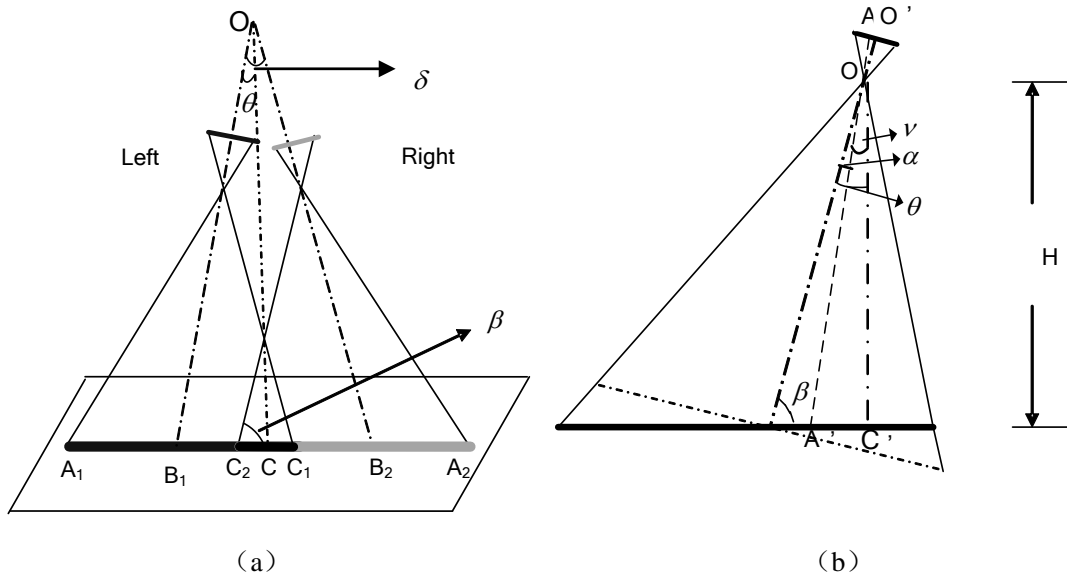


图 5.13 HJ-1A 多光谱相机成像示意图

(a) 总相机；(b) 左相机

图中显示了 HJ-1A 多光谱相机的架构，O 为摄影中心，OC 为主光轴，A 为 CCD 阵列上的某个位置，A' 为对应的地面位置。假设左右相机对称分布，主光轴夹角为  $2\theta$ ，则单个相机与法线方向夹角为  $\theta$ ，图 5.13 (b) 表示了左相机扫描行与地面的成像关系。若干记号含义如下：d 为 CCD 探测元的尺寸，f 为相机的焦距，F=OC 指从摄影中心 O 到地面点 C 的距离。n 为从 CCD 阵列中心 (O') 到某个位置的 CCD 的个数，约定 CCD 阵列上从中心沿倾斜向上方向的 CCD 编号数为负值，向下的 CCD 编号为正值。 $\alpha_n$  为单相机像元与光学镜头中心的连线与单相机中间轴的夹角，扫描行上的像元 n 对应观测天顶角为  $\nu_n$ ，其公式为： $\nu_n = \theta - \alpha_n$ ，而  $\alpha_n = c \tan(nd / f)$ ，因此像元观测天顶角的公式为：

$$\nu_n = \theta - c \tan(nd / f) \quad (5.6)$$

HJ 相机所采用 CCD 器件的像元尺寸为  $7 \mu\text{m} \times 7 \mu\text{m}$ ，则 HJ 多光谱相机的焦距 f 为 141mm。单相机的 CCD 扫描行上总像元数目为 120000，CCD 扫描线中央的像元编号被定义为 0，对于单相机的 CCD 扫描线上最左、最右的编号分别取 6000，-6000。基于逐像元的观测天顶角公式，HJ-1A 左边相机各像元对应的观测天顶角的计算结果见图 5.14。

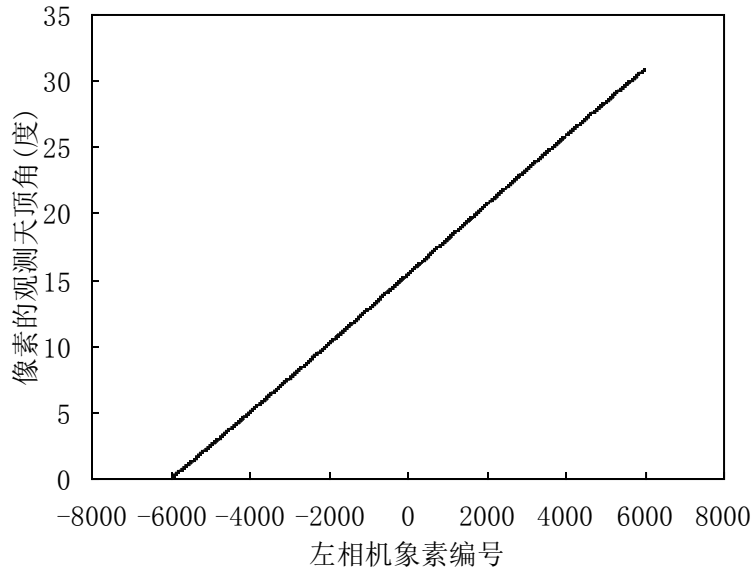


图 5.14 天顶角度随着像元的变化

左侧单相机的像元号从-6000 到 6000，对应了对地观测角度-1 度到 30 度，出现负值说明和右边相机有交叉，角度的符号表示观测角度在地面法线的另外一侧。右侧相机按照理论状态，将和左侧相机对应，右侧相机的像元的对地观测角度从-30 度到 1 度，两个相机将有一定的交叉，利用两个相机覆盖的交叉区域，可以将左右图像拼接成为一幅完整的遥感图像。

由于幅宽的关系，太阳的各像元的天顶角也不相同，通过地面经纬度和时间，通过太阳赤纬角、时差，可以获得一幅图像内各像元点太阳角度的数据（王炳忠，1980），本文此处不做详细的说明。对于 MODIS 等宽覆盖单相机遥感器的相机中轴与地面垂直，成像面和水平地面平行，通过几何关系可以论证其水平地面的空间分辨率是固定的。但是对于有侧视相机组合而成的宽覆盖遥感器来说，扫描行上不同像元对应的空间分辨率将发生变化。根据图 5.13 所示的几何关系，扫描行上像元  $n$  的垂直轨道方向的空间分辨率  $L_n$  和平行轨道方向的空间分辨率  $W_n$  的公式为：

$$L_n \approx \frac{\cos^2(\alpha_n)}{\cos^2(\nu_n)} \cdot \frac{d \cdot H}{f} \quad (5.7)$$

$$W_n = \frac{OA'}{OA} \cdot d = \frac{\cos(\alpha_n)}{\cos(\nu_n)} \cdot \frac{dH}{f} \quad (5.8)$$

通过计算获得了垂直和平行于飞行方向的地面空间分辨率的变化（图 5.15），垂直于飞行方向的地面空间分辨率变化幅度比较平行于飞行方向变化幅

度更大。垂直于飞行方向 CCD 两端对应的地面空间分辨率的差距为 9.3 米，而平行于飞行方向 CCD 两端对应的地面空间分辨率的差距为 5.2 米。星下点位置对应的像元为 5397，平行轨道和垂直轨道的地面分辨率分为 30.11 米和 31.17 米。而像元号为-6000 的像元两种分辨率分别为 29.66 米和 30.94 米，像元号为-6000 的像元；L-6000 为 40.85 米，W-6000 为 36.31 米。

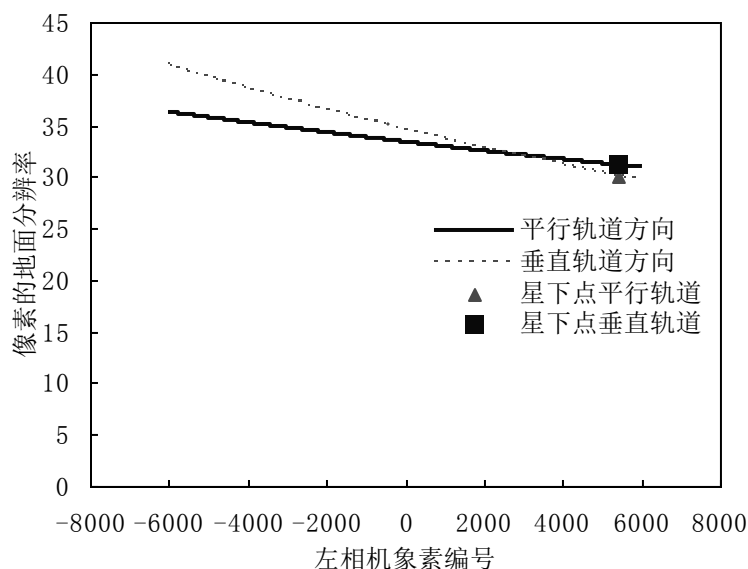


图 5.15 单相机的扫描线上不同像元对应的地面分辨率

通过分析发现，由于 HJ-1A 卫星超大幅宽以及双相机设计，使 HJ-1A 的多光谱数据的扫描行具有超大观测角度和地面分辨率变化。5.1 节已经提到，较大的分辨率可能造成植被像元不同的混合比率，而观测角度变化则对目前针对特定观测角度的植被参量模型更提出了挑战。当 HJ-1A 一幅图像中观测角度变动范围从 0 度至正负 31 度。根据 4.2.3 小节的观测角度对 LAI 模型的影响分析结果，正向 31 度至负向 31 度的观测天顶角变化将导致 LAI 估测的 15% 相对误差。使用单一的成像几何模型建立的植被参量提取模型，HJ-1A 的扫描行上其观测角度大范围变化将加大 LAI 的估测误差，因此，必须针对遥感器的成像几何特点进行植被参量提取模型的修正。

### 5.4.2 使用成像几何因子匹配植被参量反演模型的方法

针对宽幅宽遥感数据的成像几何问题，目前主要有两种解决途径：（1）一种是进行 BRDF 校正，获得归一化的 BRDF 参数，这样可以将地物信号归一到任何成像几何状态下的遥感反射率上；（2）基于植被辐射传输模型和实测遥感

数据,通过光谱匹配的方式,获得在成像几何状态下误差最小的模拟植被光谱,从而获得对应的植被理化参数(周宇宇,2003)。

第一种方法已经被用于 EOS- MODIS 的 BRDF 产品生产中的 AMBRAIS 算法,针对遥感器的成像几何特点,使用了二向反射(BRDF)模型 Ross Thick-Li Sparse R 核算法,对 MODIS 图像的遥感反演率进行二向性校正。MODIS 的 BRDF / Albedo 算法充分应用核驱动模型,线性 BRDF 模型依赖于等方向性参数和两个核的比重数:

$$R(\theta, \nu, \phi, \lambda) = f_{iso}(\lambda) + f_{vol}(\lambda)K_{vol}(\theta, \nu, \phi, \lambda) + f_{geo}(\lambda)K_{geo}(\theta, \nu, \phi, \lambda) \quad (5.9)$$

式中,  $\theta$ 、 $\nu$ 、 $\phi$  分别是太阳天顶角、观测天顶角和相对方位角,  $R(\theta, \nu, \phi, \lambda)$  为二向反射函数,  $K_{vol}(\theta, \nu, \phi, \lambda)$  核来源于体散射辐射传输模式,  $K_{geo}(\theta, \nu, \phi, \lambda)$  核来源于表面散射和几何阴影理论,  $f_{vol}(\lambda)$ 、 $f_{iso}(\lambda)$ 、 $f_{geo}(\lambda)$  为各项核系数。通过最小二乘法反演出核系数之后,可以通过核的外推求出任意太阳入射和观测条件下的二向反射, Roujean 等对 8 种地表类型的可见光和近红外波段的核系数进行了反演。这种方法适合于类似于 MODIS 宽视场的遥感器数据,因为这些数据可以提供全方位的多角度遥感数据。

第二种方法本质上等同于 2.2.2 小节介绍的物理模型直接反演方法。在实测数据的成像几何条件下实施基于物理模型的参量反演,一定程度上确实减弱了成像几何因素引发的测量不确定性。但是使用植被辐射传输模型方法,不论是实时调用物理模型还是使用查找表方式,反演过程均受到与代价函数、优化算法、预设参数的较大影响,同时还导致运算速度较慢。

优选的光谱指数与植被参量关系密切,反演模型运算简便。如果考虑光谱指数的成像几何特性,针对特定成像几何条件建立光谱指数与植被参数的统计关系,其构建的模型必然更具鲁棒性。本节将结合第二种方法和光谱指数-植被参量反演方法的优点,建立特定成像条件下的基于光谱指数的植被参量反演模型库,通过实测遥感数据的成像几何条件匹配植被参量反演模型,从而实现快速、准确地植被参量遥感填图。

为避免多次运行植被辐射传输模型带来的大量时间耗费,采用查找表技术存储多环境变量下的辐射传输模型的参数——光谱关系。LAI 与植被指数之间的回归模型也将通过 LUT 方式存储,便于高速调用计算 LAI 产品。

本节建立的基于光谱指数的植被参量反演模型,将结合前两节提出的尺度因子的多参量协同方法以及遥感器光谱采样因子的植被参量提取方法。参量反



演模型的查找表包括特定遥感器波段设置、成像几何参数、尺度混合参数、回归模型参数等。基于成像几何因子匹配反演模型的方法实施涉及三个部分：首先分析宽覆盖遥感器几何成像模型；其次，基于遥感器的成像特点构建回归模型查找表；通过成像几何属性匹配的方式选择回归模型，完成植被参量反演。

我们已建立 HJ-1A 多光谱相机的几何成像模型，并分析像元成像几何角度属性以及对应地面分辨率的规律，第二步即完成基于成像几何参数条件下的 LAI 参量反演模型查找表。波段设置是 HJ-1A 多光谱相机的重要参数，利用高斯分布函数描述光谱响应状态，按照多光谱相机的波段设置将特定成像条件下的植被遥感信号采样成为宽波段遥感信号，使查找表中所有的植被指数都基于符合 HJ-1A 多光谱相机的波段设置参数。

为了验证本节提出基于成像条件下的参量反演模型匹配方法是否有效，需要利用本节方法针对实测数据进行验证分析。但是由于 HJ-1A 卫星没有发射升空，根据 HJ-1A 多光谱相机参数设计优化的植被参量提取模型还不能获得有效的图像进行验证，因此，本文设计了利用地面成像光谱仪实验数据的多角度植被观测实验，并进行 LAI 参量精度检验。

### 5.4.3 地面实验验证与分析

#### （1）实验数据获取与处理

实验的内容为基于地面成像光谱仪进行多角度植被观测与植被理化参数测量。实验地点位于天地科学院东门附近，经纬度为(116°22' 45"E, 40°00' 15")。实验时间 2008 年 3 月 26 日，北京时间 11 点~12 点。多角度观测目标为长势比较均匀的冬青冠层，下界面为枯草和土壤。本次实验的地面成像光谱仪为 Nuance-NIR 多光谱影像系统，遥感器的波长范围为近红外光范围(650 至 1050nm)，波段宽度 10nm。CRI 公司的 Nuance 系列产品是一套功能强大、高效能的多光谱影像系统，系统直接搭配摄影机镜头，进行宏观物体的光谱分析。同时对冠层不同位置进行了 LAI 测量。LAI 测量采用 LAI2000。基于多次 LAI 测量求取平均值的方法，兴趣区域的 LAI 均值为 2.5。

图 5.16 即为成像光谱仪获取的冬青冠层图像，图中方框中的区域表示本次测量的兴趣区域。每幅图像均放置有灰板参考板，用于 DN 值图像的反射率反演。通过遮盖镜头获得图像的暗电流数据，在去处暗电流的基础上，采用基于灰板参考板的平常域方法进行反射率反演，获得植被冠层的反射率图像。

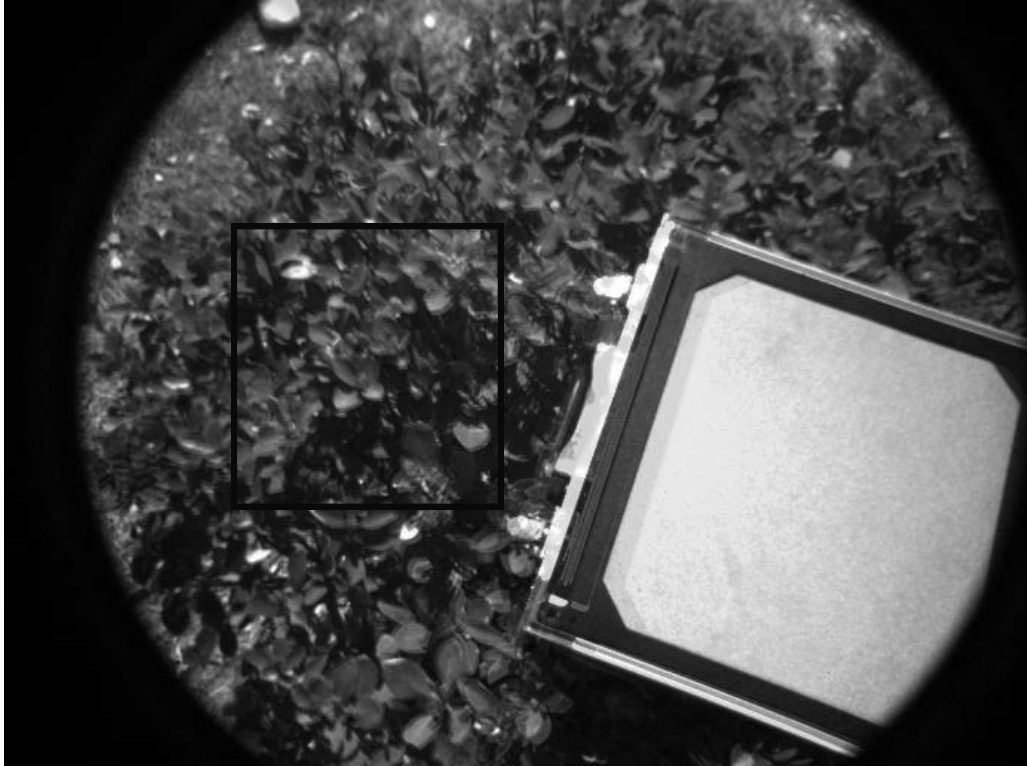


图 5.16 成像光谱仪图像以及兴趣区域（方框标示）

在第四章 4.3 节中 PROSAIL 的模拟实验的基本参数基础上，获得了不同观测天顶角、方位角的多角度植被反射率数据（图 5.17）。从模拟结果来看，不同观测角度导致遥感信号测量的差异，天顶观测的遥感并不是最大值，而观测方向是与太阳方向一致时出现最大值，这也就是热点。后向观测的反射率普遍比前向观测的反射率要大，太阳入射法平面上出现反射率极值的区域也位于前方反射区。对于特定的观测天顶角时，观测的反射率以相对方位角 0 度为中心相互对称。特定的观测天顶角在接近后向反射的观测区域，相对方位角为 0 度时的反射率要高于其它观测方位角观测，但随着相对方位角的增加，观测区域逐渐移向前向观测区域附近，对方位角为 0 度时的反射率相对其它方位角逐渐降低，并且低于其它的方位角的遥感观测值。

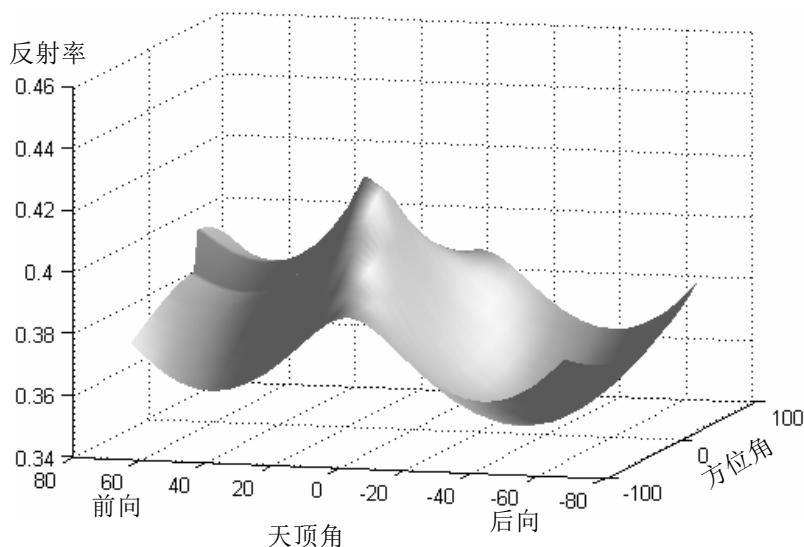


图 5.17 PROSAIL 模拟的不同观测角度 800nm 波长处的反射率

通过对冬青观测目标区域测得的 LAI 数据求取平均值, 获得了相对方位角为 0 度、90 度、180 度、270 度四个方向上的观测天顶角 25 度、50 度的实测反射率数据, 包括垂直观测的两组数据, 共获得 10 组多角度观测地面成像反射率数据。图 5.18(a)显示了近红外波段(波长为 800nm)在不同观测角度上的反射率差异。图 5.18(b)是实测数据中相对方位角为 0 度和 180 度观测平面内五个不同观测天顶角的变化, 实验时太阳的天顶角为 39.5 度。与模拟结果类似, 太阳入射法平面内不同观测角度的反射率在热点附近出现极大值。另外, 90 度、270 度相对方位角的法平面内, 出现了天顶观测角的遥感反射率小于 25 度天顶角的反射率, 不同天顶角的反射率以天顶为中心成对称分布, 这也与图 5.17 中模拟的植被多角度反射率的分布是一致的。

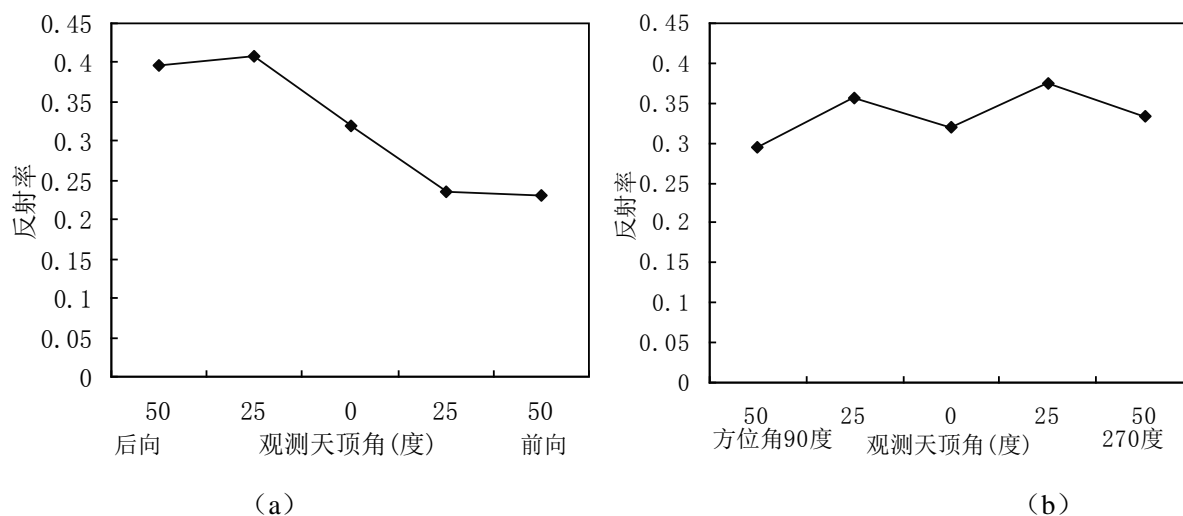


图 5.18 不同观测角度对实测遥感反射率的影响

(a) 太阳入射平面; (b) 方位角 90 度、270 度观测方向

## (2) LAI 反演模型构建

由于遥感光谱数据没有绿光波段，本次实验采用 LAI 反演性能次于 EVI 的 NDVI 指数。遥感反射率与 LAI 反演参量的相关关系，与 NDVI 相比相对较弱。图 5.19 显示不同观测角度下的 NDVI 数值，可以发现，遥感单波段的观测数据的大小与 NDVI 的关系并不是非常紧密，相对方位角 90 与 270 度的观测平面内，NDVI 在天顶观测的数值最小，随着观测天顶角的增加逐渐增加，观测角越大 NDVI 越大，这与 800nm 的反射率变化是不同的。总的来说，不同的观测角度导致了 NDVI 测量的差异性。

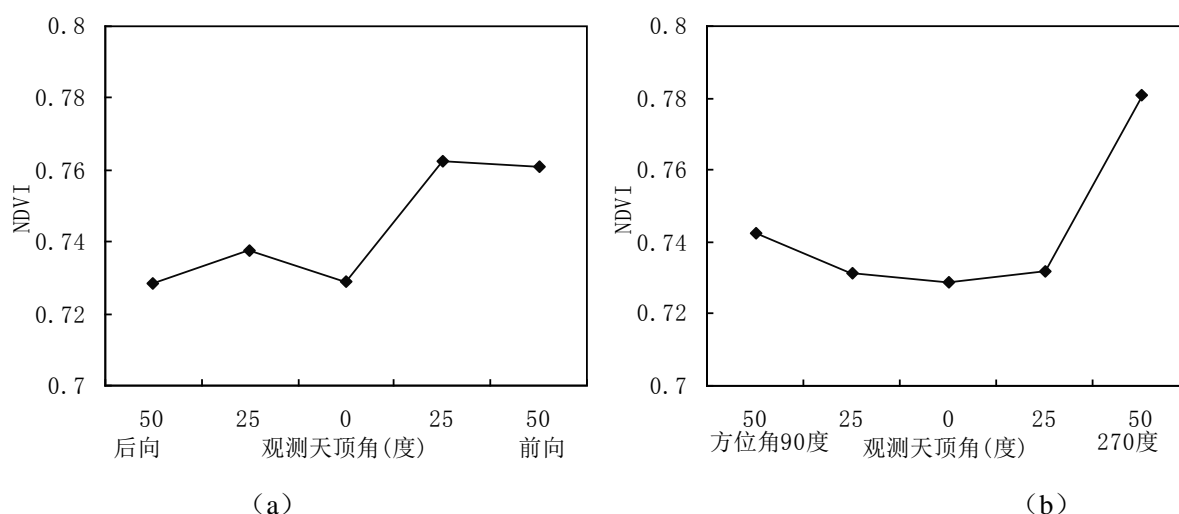


图 5.19 不同观测角度对实测数据的 NDVI 影响

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度观测方向

由于成像光谱仪的波段宽度为 10nm，不同于 HJ-1A 的波段宽度参数，因此有必要按照 10nm 的波段宽度进行光谱指数-LAI 参量反演模型构建，最终获得符合成像光谱仪 Naunce 的 LAI 参量反演模型查找表。为了比较考虑成像几何因子的模型与没有考虑成像几何因子的模型在反演 LAI 上的差异，我们选择了三种 LAI 反演模型进行比较，第一种为天顶观测的 LAI 反演模型，第二种为仅匹配太阳天顶角的 LAI 反演模型，第三种为匹配太阳位置和观测位置的 LAI 反演模型。

### a) 没有考虑成像几何的 LAI 反演

没有考虑实测遥感数据的成像几何因子的 LAI 模型，其太阳天顶角为 10 度，观测模式为天顶观测，考虑叶绿素含量大于  $10\mu\text{g}/\text{cm}^2$  的情况，LAI 反演模型为  $\text{LAI}=0.0821*\text{EXP}(4.6869*\text{NDVI})$ 。LAI 的预测结果（图 5.20）显示，在太阳入射平面内，天顶测量与后向反射的测量的 LAI 估测反演结果相差较小，前向反射测量的 LAI 估测值较大。在相对方位角 90 度、270 度的观测平面内，

天顶角观测的估测数值最低，随着观测天顶角的增加，LAI 估测数值逐渐增大。

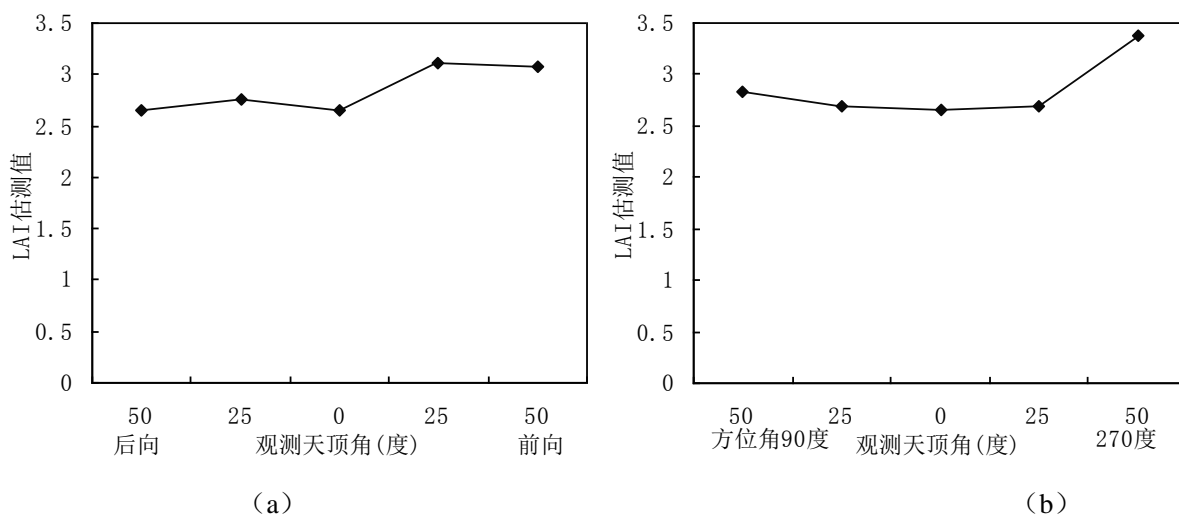


图 5.20 不同观测角度对估测 LAI 数据

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度平面

比较实验观测点的 LAI 测量结果，发现天顶观测的 LAI 估测误差为 0.1，后向观测 25 度的预测误差在 0.3 左右，后向天顶角 50 度观测的 LAI 误差接近 0.1。相比后向观测和天顶观测，在前向观测的误差较大，达到 0.6 左右。在相对方位角 90 度、270 度的观测平面内，天顶角观测的估测误差最低，随着观测天顶角的加大，LAI 估测数值增大。

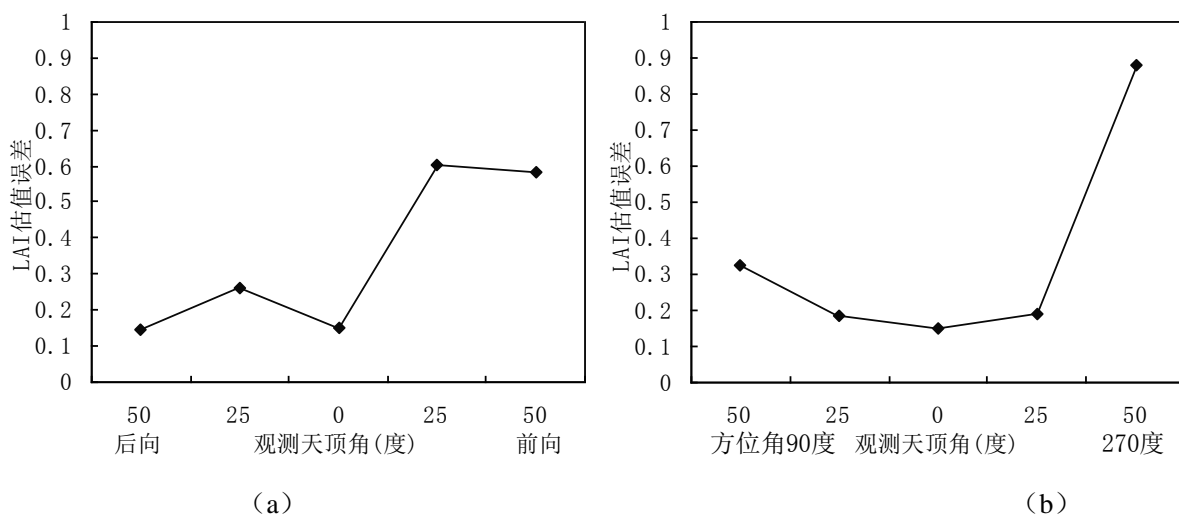


图 5.21 不同观测角度对 LAI 估测精度的影响

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度的观测平面

b) 只考虑太阳位置的 LAI 反演

通过太阳位置计算算法，计算实验时间 11:30 时实验区的太阳天顶角为 39.5 度，方位角为 159.3 度。通过太阳天顶角 39.5 度、天顶观测的假定，没有考虑实测遥感数据的成像几何因子的 LAI 模型，公式为

$LAI=0.07651*EXP(4.8679*NDVI)$ 。

LAI 的预测结果（图 5.22）显示在太阳入射平面内，所有观测角度上的 LAI 估测反演结果与冠层 LAI 真实值差距缩小。不同角度之间 LAI 估测值相比，表现出前一种方法反演结果类似的规律。

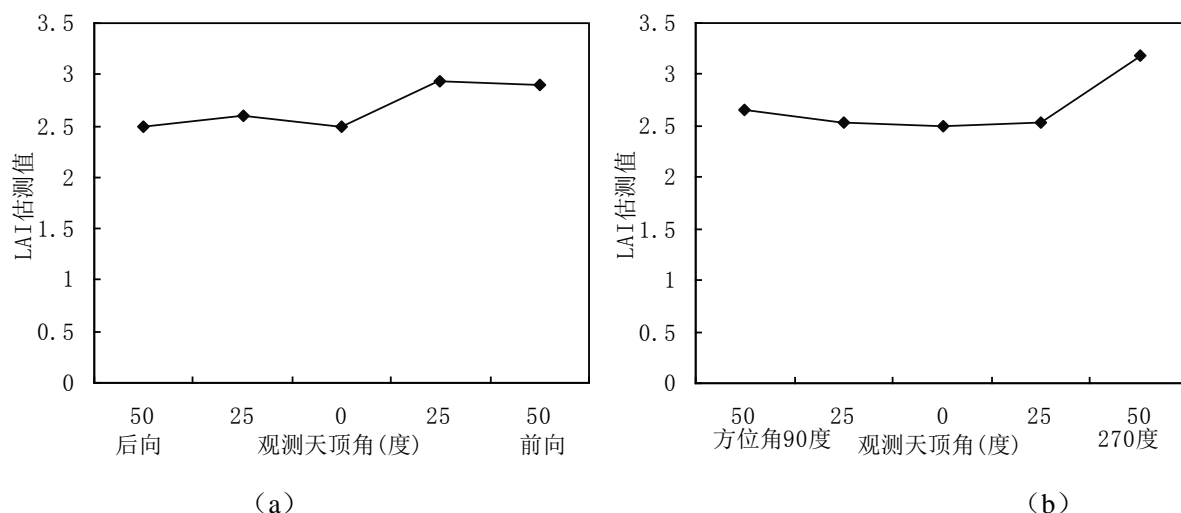


图 5.22 不同观测角度对估测 LAI 数据的影响

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度观测方向

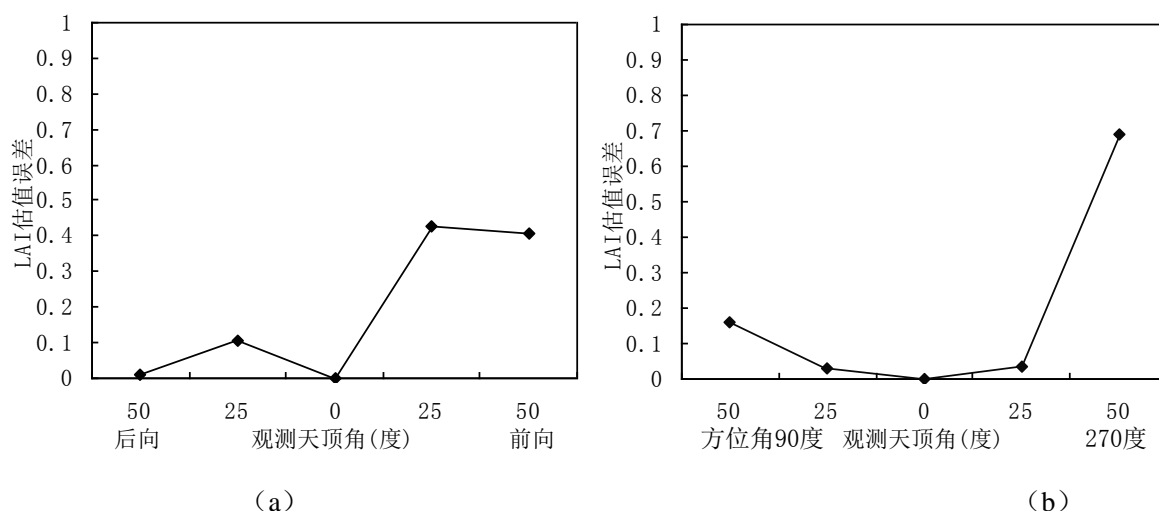


图 5.23 不同观测角度对 LAI 估测精度的影响

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度观测方向

比较实验观测点的 LAI 测量结果，发现天顶观测与后向天顶角 50 度观测的 LAI 估测误差接近于 0，后向观测 25 度的预测误差也降为 0.13 左右。相比后向观测和天顶观测，前向观测的误差仍较大，但有所降低，达到 0.4 左右。在相对方位角 90 度、270 度的观测平面内，天顶角观测的估测误差最低，随着观测天顶角的加大，LAI 估测数值增大。

c) 考虑成像几何的 LAI 反演

全面考虑遥感实测数据的成像几何因子,包括太阳位置、观测天顶角、相对方位角,通过成像几何因子匹配的方法选择 LAI 反演模型。各点的成像几何条件、波段参数结果见表 5.4,通过匹配成像几何条件获得特定植被盖度模型,根据植被盖度估测结果进而选择 LAI 反演模型,最终获得不同观测方向获得的遥感数据的 LAI 估测值。

表5.4 成像几何参数与植被盖度参数

样点号	波段宽度 (nm)	太阳天顶角 (度)	观测天顶角 (度)	相对方位角 (度)	植被盖度
J01	10	39.5	0	0	1
J02	10	39.5	0	0	1
J03	10	39.5	25	90	1
J04	10	39.5	50	90	1
J05	10	39.5	50	270	1
J06	10	39.5	25	270	1
J07	10	39.5	25	180	1
J08	10	39.5	50	180	1
J09	10	39.5	50	0	1
J10	10	39.5	25	0	1

LAI 的预测结果显示(图 5.24),在太阳入射平面内天顶测量与后向反射的测量的 LAI 估测反演结果相差较小,前向反射测量的 LAI 估测值较高。在相对方位角 90 度、270 度的观测平面内,天顶角观测的估测数值最低,随着观测天顶角的加大, LAI 估测数值逐渐增大。

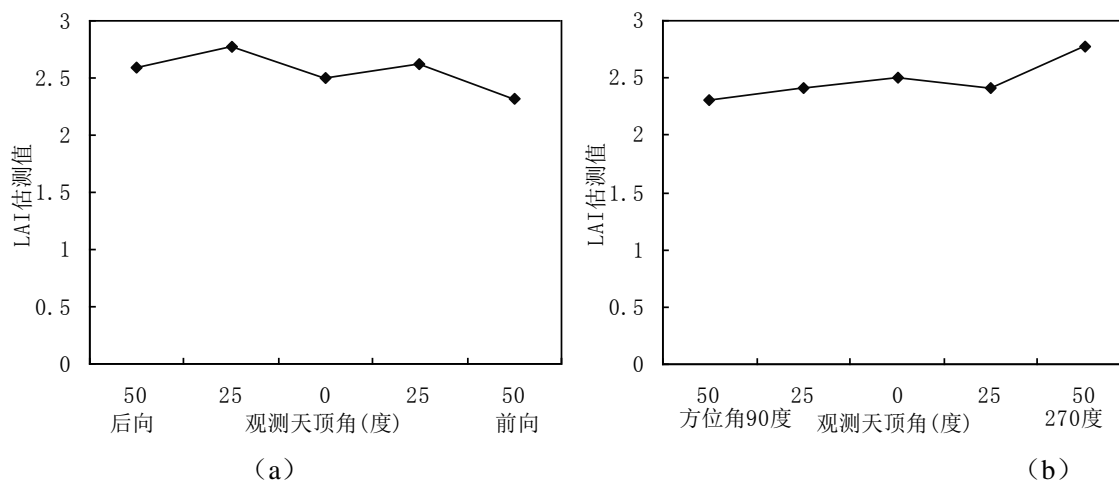


图 5.24 不同观测角度对估测 LAI 的影响

(a) 太阳入射平面; (b) 方位角 90 度、270 度观测方向

比较实验观测点的 LAI 测量结果(图 5.25),发现天顶观测的 LAI 估测误

差为 0.1，后向观测 25 度的预测误差在 0.3 左右，天顶角 50 度后向观测数据获得的 LAI 误差接近 0.1。相比后向观测和天顶观测，在前向观测的误差较大，达到 0.6 左右。在相对方位角 90 度、270 度的观测平面内，天顶角观测的估测误差最低，随着观测天顶角的加大，LAI 估测数值增大。

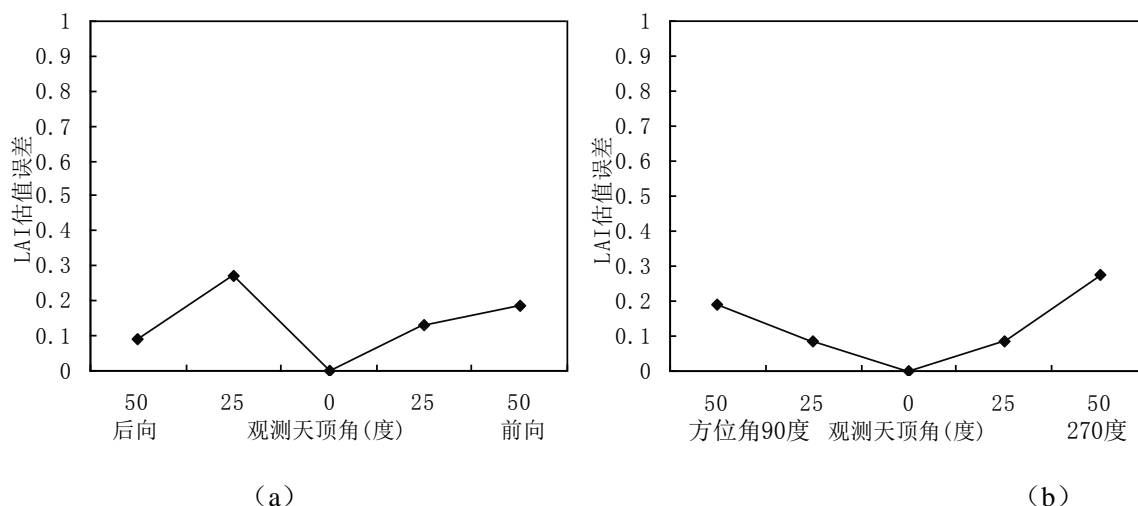


图 5.25 不同观测角度对 LAI 估测精度的影响

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度观测方向

基于三种不同方法的 LAI 反演结果，求取了每个观测角度的 LAI 估测误差（图 5.26），以及所有角度的 LAI 评价误差。考虑太阳位置和天顶观测的反演结果显示，后向观测的 LAI 预测结果要好于前向观测；在相对方位角 90 度、270 度的观测平面内，天顶角观测的平均估测误差最低，随着观测天顶角的加大误差逐渐增大。不考虑成像几何条件的平均误差 0.341，只考虑太阳位置的评价误差 0.194，而考虑成像几何条件的平均误差为 0.1387。

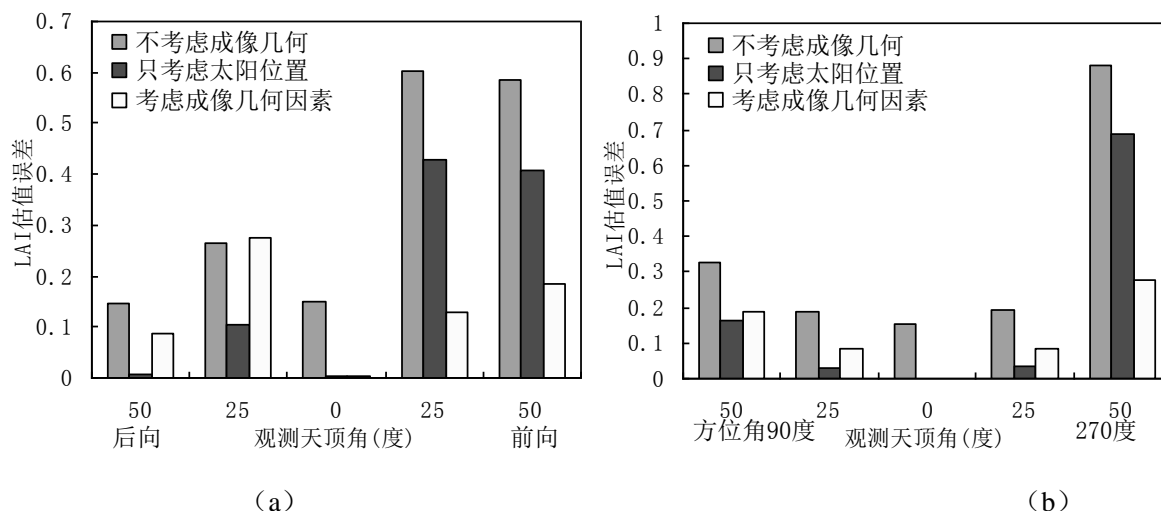


图 5.26 不同观测角度对 LAI 估测精度的影响

(a) 太阳入射平面；(b) 方位角 90 度、270 度观测方向



从结果来看,考虑太阳位置的反演精度要普遍高于不考虑成像几何因素的 LAI 反演精度,而本节提出的基于成像几何因子匹配的 LAI 反演方法的误差要普遍小于前两者。通过实验验证说明本节提出的基于成像几何因素的 LAI 反演方法是有效的。基于成像几何因子匹配的植被参量反演方法 HJ-1A 卫星的 LAI 填图方面是有潜力的,通过全面分析 HJ-1A 多光谱图像的成像特点,实现成像几何模型、光谱响应模型、基于光谱指数的植被参量反演模型的耦合,能够大大提高 HJ-1A 的 LAI 填图精度和效率。

## 5.5 本章小结

本章的重点在于研究遥感成像敏感因子对植被信息提取精度的影响,主要结论和研究成果包括:

(1) 根据成像过程因素对光谱植被指数的影响分析,提出了进行植被信息提取模型优化的三种途径。其一是地物复杂性的遥感参数化;其二是按照特定遥感器参数,基于光谱库、辐射传输模型重构植被信息提取模型;其三是建立不同成像特征下的遥感数据或特征的转换关系,修正已有植被信息提取模型,建立适应新型遥感数据的植被信息提取模型。

(2) 提出了基于遥感尺度因子的多参量协同反演模型。通过考虑像元内的植被混合状况,通过遥感方式获取表达像元混合状况的植被盖度,进而构建基于植被盖度的 LAI、叶绿素含协同反演模型。通过 CHRIS 图像的参量填图实验和验证,发现此方法精度能够获得更加合理的植被参量填图,对于粗分辨率图像的植被区域参量填图有重要的借鉴意义。

(3) 根据上章的研究可知,不同波段宽度的光谱指数有所不同,但它们之间可能存在一些比较紧密的关系,本章统计了窄波段的 EVI、CCII 与宽波段的 EVI、CCII 的转换关系,发现大量样本下两者的相关性很强,转换模型绝对系数都高于 0.97,波段宽度的差别越大相关性越弱。通过耦合已有的基于窄波段光谱指数的 LAI、叶绿素含量反演模型,建立适应宽波段数据的植被信息提取模型,并进行植被参量反演精度验证,发现通过模型优化的估测精度较好。

(4) 建立了 HJ-1A 多光谱相机的成像几何模型,建立了扫描行上逐像元的观测角度、地面分辨率模型,通过计算发现,由于 HJ-1A 卫星超大幅宽以及双相机设计,使 HJ-1A 的多光谱相机的视场角达到 60 度左右,同时扫描行上的地面分辨率变化范围最大达到 10 米左右,认为 HJ-1A 多光谱相机的复杂成

像几何特性是在植被参量提取中必须考虑的。

(5) 针对成像几何因子对植被参量反演的影响, 本文总结了目前用于消除成像几何因子干扰的两种方法, 一是进行地物 **BRDF** 参数反演, 另外一个是基于考虑特定成像几何田间的植被辐射传输模型反演方法。本文提出了计算速度更快的基于成像几何因子匹配植被参量反演模型的方法, 通过地面实测数据的验证, 显示该方法能够获得较高的植被参量反演精度。

## 第六章 结论与展望

### 6.1 结论

本文借助地面的实测植被光谱数据、植被属性数据以及植被辐射传输模型，从植被信息提取的基础研究出发，研究了植被叶片光谱、冠层光谱不同层次的植被信息提取模型，通过分析光学遥感器的成像过程，筛选了若干影响植被信息提取的关键敏感因子，并且进行了遥感器的成像因子对植被信息提取的影响分析，获得了与植被属性关系密切的遥感辐射信号的成像特征，获得了基于成像过程模拟技术分析成像过程与植被信息提取之间的互动关系，并针对多种关键成像因子提出了植被信息提取模型的优化方法，并进行植被信息提取模型的优化实验与检验。

论文的主要研究工作和研究结果总结为如下几个方面：

(1) 总结了植被参量提取常用的植被理化参量反演方法的优缺点，由于植被样本的数目的限制引发了植被参量之间具有强的自相关性，同时由于植被光谱数据同样具有较强的相关性，导致植被参量反演模型的普适性不够，推广困难。引入偏最小二乘方法（PLS）进行叶片生化参量反演，试图解决植被参量之间、光谱数据之间的自相关关系，利用叶片光谱数据和组分参量数据的 PLS 实验结果显示，PLS 方法充分利用了叶片化学参量之间的关系，获得了较高的估测精度，通过反演模型中系数决定各波段的贡献大小，合理的评估了特征波段与植被参量关系密切的程度。

(2) 使用植被辐射传输模型进行光谱指数优选和植被参量反演建模。发现 EVI 比 NDVI 反演 LAI 更有优势，在叶绿素含量反演方面，CCII 比其他几种更有优势。基于地面实测光谱和植被参量数据的检验，验证了优选光谱指数的有效性。在优选光谱指数的基础上建立了植被参量反演模型，利用在小汤山地面光谱与生化参量数据进行了检验，结果表明：基于 PROSAIL 模型建立的 LAI、叶绿素含量反演模型的反演精度高。

(3) 将光谱指数作为特征提取手段并用于植被类别识别研究，通过特征选择算法获得优化的特征组合，发现光谱指数具有较大的类别可分性，比反射率数据较早的入选优选波段。实验结果显示，使用光谱指数方法参与植被类别

识别是可行的；提出了基于光谱指数参与的特征提取和选择方法，通过高光谱数据的植被精细分类实验发现，引入光谱指数的优选波段组合能够表征植被结构和理化属性特征，其分类精度达到 86.5%，远远高于使用全波段数据的分类精度，同时也高于使用反射率数据优选波段组合的分类精度，说明使用能够表征植被属性的光谱指数参与植被类别分类是有效的。

(3) 提出的基于光谱比率插值的连续光谱重建 (SRSRI) 方法，是减少光谱维空间异质性的尝试，实验结果表明，与常规的线性插值和三次样条插值方法获得的光谱相比，SRSRI 方法重建的光谱误差最小，并能够体现典型地物验证光谱的主要波形特征。但由于地物光谱的影响因素复杂，SRSRI 方法中的光谱比率空间并不是完全的同质空间，在光谱比率空间的插值误差不可避免，另外考虑宽波段光谱响应的光谱重建也是一个新的研究方向。

(4) 完成不同空间分辨率、光谱分辨率对分类精度的影响分析，发现随着空间分辨率的降低，图像的细节逐渐丧失，同时光谱混合效应增强，使用 SAM 方法获得分类图像分类精度随着降低；随着光谱分辨率降低，图像总体分类精度降低，其中 10nm 的波段宽度的 AVIRIS 数据的分类结果比其他低光谱分辨率的高出 4% 以上，这也说明了用于地物识别精细时，10nm 的波段响应精度是比较合适的。

论文研究工作的创新点主要体现在以下 2 点：

(1) 建立了耦合线性混合和非线性混合模型相结合的植被图像模拟方法，该方法以植被冠层的理化参量和植被盖度为驱动因子，利用 PROSAIL 模型模拟亚像元的植被-下界面非线性混合光谱。该方法适合于中低分辨率的植被覆盖区遥感图像模拟，比基于植被辐射传输模型的遥感信号模拟精度更高。

(5) 针对不同尺度图像像元内的植被混合状况以及遥感成像几何关系，提出了基于成像尺度因子和几何因子的植被多参量协同反演模型，实现了基于植被盖度的 LAI、叶绿素含量协同反演，并建立了基于 HJ-1A 多光谱相机成像几何的植被参量反演模型查找表，通过地面实测数据验证该方法具有较高的植被参量反演精度。

## 6.2 展望

本论文虽然在基于成像过程分析的植被参量模型优化方面取得了一些进展，但该研究仍然还有许多值得深入的地方，具体可以从以下几个方面开展研

究:

### (1) 植被理化参量的选择

由于植被理化参量众多, 本文基于篇幅的限制, 选择了最重要的叶面积指数和叶绿素含量作为重点研究, 而对于叶片水分含量、干物质含量等植被参量提取模型优化, 可以借鉴叶面积指数、叶绿素含量受成像因子的影响分析以及提取模型的优化方法。鉴于不同理化参量在植被光谱的响应波长范围不同, 如何选择干扰因素需要特别注意。

### (2) 成像敏感因子的选择

成像过程的敏感因子和预判都是有局限性的, 部分成像敏感因子在一些应用中可能变得不敏感, 而不敏感的成像因子在这些应用中非常重要。本文由于工作量的限制, 很多成像因子没有进行分析, 它们可能影响植被的特定信息提取, 同时目前的成像过程还可能被细化, 分解为更为精细的成像过程模型。以噪声为例, 目前主要光学遥感器中, LAI、叶绿素含量反演所用波段的噪声水平满足反演要求, 但 940nm 以后的水吸收波段受到遥感器噪声、大气水汽的干扰, 基于含有信噪比低的水吸收光谱特征进行叶片水分含量可能导致较大误差。

### (3) 模型验证的需求

本文由于实验数据的限制, 验证的数据是有限的。因为卫星获取的数据对应的地面知识缺乏, 同时也难以满足验证工作对不同成像状态、不同地面状态的要求。本文采用了基于地面光谱、地面成像光谱仪数据、地面植被参量和类别属性数据以及航空/航天遥感数据, 进行植被信息提取的优化模型验证和分析, 但总的来说验证还很有限, 需要更多实验进行模型验证。

### (4) 遥感图像校正技术的进一步发展

目前针对遥感图像的校正技术已经发挥了重要作用, 对于目前校正技术难以消除其影响的成像因子来说, 校正技术的发展可能会带了新的机遇。以遥感器观测角度为例, 遥感图像 BRDF 属性的反演技术发展必然会大大提高植被信息提取的精度。

### (5) 遥感器配置论证

遥感器配置论证不是本文的主要内容, 但可作为遥感成像因子对植被信息提取影响研究的衍生产品。通过成像因子对植被信息提取的影响分析, 可以实现系统的遥感器配置论证。首先, 分析特定遥感器参数下获取的遥感数据的植

被信息提取精度，评价遥感的植被信息提取能力，用于进行遥感论证；并获取遥感应用优化的遥感参数要求，用于提出硬件配置需求，支持遥感设计和改进。这方面本论文做的工作并不系统，以后要针对遥感论证的研究还要加强。

## 参考文献

1. 布和敖斯尔, 马建文, 王勤学, 等. 多传感器不同分辨率遥感数字图像的尺度转换. 地理学报, 2004, 59(1): 101-110.
2. 陈方, 牛铮, 廖楚江. 遥感图像模拟技术方法与应用分析, 地球信息科学, 2006, 8(3):114-118.
3. 陈健. 植被叶面积指数遥感反演的尺度效应及空间变异性, 生态学报, 2006, 26(05) : 1502-1508.
4. 陈良富, 高彦华, 程宇, 等. 基于 CBERS-02 卫星数据和地面测量的生物量估算及其影响因素分析, 2005, 35(z1): 113-124.
5. 陈述彭, 童庆禧, 郭华东. 遥感信息机理研究. 北京:科学出版社,1998.
6. 杜华强, 赵宪文, 范文义. 分形维数作为高光谱遥感数据波段选择的一个指标. 遥感技术与应用, 2004, 19(1): 5-9.
7. 甘甫平, 刘圣伟, 周强. 德兴铜矿矿山污染高光谱遥感直接识别研究. 地球科学. 2004. 29(1): 119-126.
8. 宫鹏, 浦瑞良, 郁彬. 不同季相针叶树种高光谱数据识别分析. 遥感学报, 1998, 2( 3): 211-217.
9. 谷松岩, 范天锡, 张文建, 等. FY-1 CAVHRR 归一化植被指数(NDVI)衰减订正方法研究. 应用气象学报, 2004, 14(5): 562-566.
10. 顾行发, 田国良, 李小文, 等. 遥感信息的量化. 中国科学, E 辑, 2005, 35(z1): 1-10.
11. 黄春林, 李新, 卢玲. 基于模拟退火算法的植被参数遥感反演. 遥感技术与应用, 2006, 21(4):271-276 9
12. 兰丽艳, 黄颖. 星载大视场多光谱高分辨率 CCD 相机光学系统的设计. 航天返回与遥感, 2002, 04:34-37.
13. 黎云, 张天序. 红外成像大气作用效果模拟. 华中科技大学学报, 2002, 30(2):78-81
14. 李存军, 王纪华, 刘良云, 等. 利用多时相 Landsat 近红外波段监测冬小麦和苜蓿种植面积. 农业工程学报, 2005, 21(2): 96-101.
15. 李静, 柳钦火, 刘强, 陈良富, 柏军华, 李少昆, 基于光谱知识的 CBERS-02 卫星遥感图像棉花像元识别方法研究, 中国科学 E, 2005 ,35( z1): 141-155.

16. 李俊祥, 达良俊, 王玉洁, 等. 基于 NOAA-AVHRR 数据的中国东部地区植被遥感分类研究, 植物生态学报, 2005, 29(3): 436-443.
17. 李先华. GIS 支持下地物 BRDF 的卫星遥感反演模型研究, 遥感学报, 2000, 4(zk): 25-30.
18. 李小文. 地球表面时空多变要素的定量遥感项目综述 地球科学进展 2006 .21(8): 771-780.
19. 李小文, 王锦地, 植被光学遥感模型与植被结构参数化. 科学出版社, 1995.
20. 李小英, 顾行发, 余涛, 等. CBERS-02 WFI 的辐射交叉定标及其对植被指数的作用. 遥感学报, 2006, 10(2): 211-220.
21. 李晓兵, 陈云浩, 喻锋, 基于遥感数据的全球及区域土地覆盖制图-现状、战略和趋势. 地球科学进展, 2004, 19(1): 71-80.
22. 刘德长. 后遥感应用技术与卫星遥感信息产业化, 卫星应用. 2004, 12(4), 10-15.
23. 刘玉洁, 杨忠东. MODIS 遥感信息处理原理与算法. 北京: 科学出版社, 2001. 144-179.
24. 吕恒, 李新国, 江南. 基于反射光谱及模拟 MERIS 数据的太湖 DOC 浓度定量提取, 湖泊科学, 2005, 17(2): 104-109
25. 罗红霞, 龚健雅. 线性和非线性光谱混合模型模拟土壤、植被混合光谱的效果分析. 测绘通报, 2005, 5: 6-10.
26. 马跃良, 徐瑞松. 遥感生物地球化学在找矿勘探中的应用及效果, 地质与勘探, 1999, 35(5): 39-43.
27. 蒙继华, 吴炳方, 李强子. 全国农作物叶面积指数遥感估算方法. 农业工程学报, 2007, 23(2): 160-167.
28. 牛宝茹, 刘俊蓉, 王政伟. 干旱半干旱地区植被覆盖度遥感信息提取研究. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, 30(1): 27-30
29. 彭晓鹏, 邓孺孺, 刘小平. 遥感尺度转换研究进展. 地理与地理信息科学, 2004, 20(5): 6-10.
30. 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用, 高等教育出版社, 2000.
31. 浦瑞良, 宫鹏. 森林生物化学与 CASI 高光谱分辨率遥感数据的相关分析. 遥感学报, 1997, 1(2): 115-123.
32. 申广荣, 田国良. 作物缺水指数监测旱情方法研究. 干旱地区农业研究, 1998, 16(1): 123-128.



33. 施润和, 庄大方, 牛铮, 等. 基于辐射传输模型的叶绿素含量定量反演. 生态学杂志, 2006, 25(5): 471-596.
34. 苏理宏, 李小文, 黄裕霞. 遥感尺度问题研究进展. 地球科学进展, 2001, 16(4): 544-549.
35. 谭倩, 赵永超, 童庆禧, 等. 植被光谱维特征模型, 遥感信息, 2001, 1: 14-18.
36. 唐军武, 丁静, 王其茂, 等. 大气散射对采用归一化植被指数进行赤潮遥感监测的影响研究. 海洋学报, 2004, 26(3): 136-142.
37. 唐军武. 海洋光学特性模拟与遥感模型, 中国科学院研究生院博士学位论文, 1999: 1-150.
38. 唐世浩, 朱启疆, 孙睿. 基于方向反射率的大尺度叶面积指数反演算法及其验证, 自然科学进展, 2006, 16(3): 331-337.
39. 唐世浩, 朱启疆, 闫广建. 遥感地表参量反演的理论与方法, 北京师范大学学报(自然科学版); 2001, 137(2): 266-273.
40. 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展, 地球科学进展, 1998, 13(4): 327-333.
41. 童庆禧, 田国良. 地物电磁光谱特性研究, 中国典型地物光谱及其特征分析. 北京: 科学出版社, 1990.
42. 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 《高光谱遥感的多学科应用》, 北京: 电子工业出版社, 2006.
43. 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 《高光谱遥感-原理、技术与应用》, 北京: 高等教育出版社, 2006,.
44. 童庆禧, 郑兰芬, 王晋年, 等. 湿地植被成像光谱遥感研究, 遥感学报, 1997, 1(1): 50-57.
45. 汪懋华, 精准农业研究与工程科技创新, 农业工程学报, 1999, 15(1): 1-8.
46. 王炳忠. 我国的太阳能资源及其计算, 太阳能学报, 1980, 1(1): 1-19.
47. 王长耀, 刘正军, 颜春燕. 成像光谱数据特征选择及小麦品种识别实验研究, 遥感学报, 2006, 10(2): 249-255.
48. 王长耀, 骆成凤, 齐述华, 等. NDVI-Ts 空间全国土地覆盖分类方法研究, 遥感学报, 2005, 9(1): 93-99.
49. 王刚, 禹秉熙. 基于图像仿真的对地遥感过程科学可视化研究, 系统仿真学报, 2002, 14(6): 755-760.
50. 王惠文. 变量多重相关性对主成分分析的危害, 北京航空航天大学学报. 1996, 01:

- 65-70.
51. 王正兴, 刘闯, Alfredo H. 植被指数研究进展:从 AVHRR-NDVI 到 MODIS-EVI. 生态学报, 2003, 23(5): 979-987.
52. 王正兴, 刘闯, 陈文波, 等. MODIS 增强型植被指数 EVI 与 NDVI 初步比较. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(5): 407-410.
53. 夏德深, 李华. 国外灾害遥感应用研究现状, 国土资源遥感, 1996, 3: 1-8.
54. 徐鹏. 航天光学遥感器的系统仿真技术研究, 北京理工大学博士学位论文, 2003.
55. 徐中民. 光学遥感器的数字仿真研究, 中国科学院研究生院长春光学精密机械与物理研究所硕士学位论文, 2002.
56. 荀疏龙. 遥感基础与试验. 北京:中国科学技术出版社, 1991.
57. 阎广建, 吴均, 王锦地等. 光谱先验知识在植被结构遥感反演中的应用, 遥感学报, 2002, 6(1): 1-6.
58. 颜春燕, 牛铮, 王纪华, 等. 光谱指数用于叶绿素含量提取的评价及一种改进的农作物冠层叶绿素含量提取模型, 遥感学报, 2005, 19(6): 742-750.
59. 叶泽田, 顾行发. 利用 MIVIS 数据进行遥感图像模拟的研究, 测绘学报, 2000, 29(3): 235-239.
60. 张丰, 熊桢, 寇宁. 高光谱遥感数据用于水稻精细分类研究, 武汉理工大学学报, 2002, 24(10): 36-39.
61. 张佳华, 徐祥德, 延晓冬, 毛飞, 多圈层陆面过程参数化研究中遥感信息应用的进展和方向, 应用气象学报, 2003, 14(6): 745-755.
62. 张仁华, 孙晓敏, 苏红波, 等. 遥感及其地球表面时空多变要素的区域尺度转换, 国土资源遥感, 1999, 41(3): 51-59.
63. 赵春江, 黄文江, 王纪华, 等. 用多角度光谱信息反演冬小麦叶绿素含量垂直分布, 农业工程学报, 2006, 22(6): 104-109.
64. 赵峰. 基于核驱动模型的植被指数及其时空尺度特征研究, 北京师范大学硕士学位论文. 2004.
65. 赵昕奕, 刘继韩. 黄淮海平原冬小麦生长期旱情分析, 地理科学, 1999, 19(2): 181-186.
66. 周宇宇, 唐世浩, 朱启疆, 等. 基于新型机载多角度传感器 AMTIS 的 LAI 反演, 国土资源遥感. 2003, 4: 9-12, 21.
67. Aladjem, M. Multiclass discriminant mappings, Signal Processing, 1994, 35: 1-18.

68. Alain F. Simulation of Imaging Fourier Transform Spectrometers using DIRISG, Master Thesis, 1994.
69. Asrar G., Kanemasu E.T., Yoshida M. Estimates of leaf area index from spectral reflectance of wheat under different cultural practices and solar angle. *Remote Sens. Environ.* 1985, 17: 1-11.
70. Baez-Gonzalez, A.D., Kiniry, J.R., Maas, S.J., Tiscareno, M.L., Macias, J.C., Mendoza, J.L., Richardson, C.W., Salinas, J.G., Manjarrez, J.R. Large-area maize yield forecasting using leaf area index based yield model. *Agron. J.* 2005, 97: 418-425.
71. Baker A J M. Accumulators and excluders: strategies in the response of plants to heavy metdals. *Journal Plant Nutrient*, 1992, 3: 643-654.
72. Bannari A, Morin D,Bonn F.A Review of Vegetation Indices. *Remote Sensing Reviews*, 1995, 13: 95-120.
73. Bell R J. Introductory Fourier Transform Spectroscopy, Academic Press, New York, 1972.
74. Bolter R, Gelautz M., Lebel F. SAR speckle simulation. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996(21):20- 25.
75. Broge N H, Leblanc E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density , *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76:156-172.
76. Bruzzone L., Serpico S B. A Technique for Feature Selection in Multiclass Problems, *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(3): 549-563.
77. Burner, A., L. Wiest, et al. SENSOR: a tool for the simulation of hyperspectral remote sensing systems .*ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2001, 55(6):299-312.
78. Ceccato P., Flasse S., Tarantola S. et al. Detecting Vegetation Leaf Water Content Using Reflectance in the Optical Domain, *Remote Sensing of Environment*, 2001, 77: 22-33.
79. Chen J M. Spatial scaling of a remotely sensed surface parameter by contexture. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 69: 30-42.
80. Chen J M., Chen X., Ju, W., et al. A remote sensing-driven distributed hydrological model: Mapping evapotranspiration in a forested watershed. *Journal of Hydrology*, 2005, 305: 15-39.

81. Chen J M., Pavlic G., Brown L., et al. Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing Environ*, 2002, 80: 165-184
82. Chen, J M. and Cihlar, J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55: 153-162.
83. Chen, J M., Rich, P M., Gower, S. T., Norman, J. M., & Plummer, S. Leaf area index of boreal forests: Theory, techniques, and measurements. *Journal of Geophysical Research*, 1997, 102(D24): 29429-29443.
84. Cihlar J., Beaubien J., Xiao Q., et al. Land cover of the BOREAS region from AVHRR and Landsat data, *Canadian Remote Sensing*, 1997, 23: 163-175.
85. Curran P J. Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 30:271-278.
86. Daughtry C S T., Walthall CL., Kim M S., et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance, *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74: 229-239.
87. Doraiswamy P C., Hatfield J L., Jackson T J., et al. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS .*Remote Sensing of Environment*, 2004, 92 (4): 548-559.
88. Emmett J. Ientilucci and Scott D. Brown, *Advances in Wide Area Hyperspectral Image Simulation*, *Proc SPIE*, 2003, 5075: 110-121.
89. Fensholt R., Sandholt I., Rasmussen M S, Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using in situ measurements.*Remote Sensing of Environment*, 2004, 91:490-507.
90. Fourty T. and Baret F. Vegetation water and dry matter contents estimated from top-of-the-atmosphere reflectance data: a simulation study, *Remote Sensing of Environment*, 1997, 61: 34-45.
91. Fourty T., Baret F., Jacquemoud S., et al. Leaf optical properties with explicit description of its biochemical composition: Direct and inverse problems. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56: 104-117.
92. Franceschetti, G M igliaccio M. and Riccio D., SAR simulation of natural landscapes *Proc.IGARSS'94*.1181-1183.

93. Franklin S E., Lavigne M B., Deuling, M. S., et al. Estimation of forest leaf area index using remote sensing and GIS data for modelling net primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18: 3459-3471.
94. Friedl M A., Davis F W., Michaelsen J., et al. Scaling and uncertainty in the relationship between the NDVI and land surface biophysical variables: An analysis using a science simulation model and data from FIFE. *Remote Sens Environ*, 1995, 54:223-246.
95. Gao B. NDWI: a normalized difference water index for remote sensing vegetation liquid water from space, *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58, 257-266.
96. Gausman H W. Plant leaf optical properties in visible and near infrared light, *Graduate Studies*, Texas Tech University (No. 29). Lubbock, Texas: Texas Tech Press, 78, 1985.
97. Gelautz M., Frick H., Raggam J., Brugstaller J., et al. SAR image simulation and analysis of alpine terrain. *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 1998, 53:17-38.
98. Gong P., Pu R. and, Yu B. Conifer species recognition with seasonal hyperspectral data, *Journal of Remote Sensing*, 1998, 2(3): 211-217.
99. Goodchild M F., Quattrochi D. A. Scale, Multiscaling, Remote Sensing, and GIS. Quattrochi D A, Goodchild M F. *Scale in Remote Sensing and GIS*, 1997.
100. Guindon, B. Performance evaluation of real-simulated image matching techniques in the acquisition of ground control for ERS-1 image geocoding. *J. Photogramm. Remote Sensing*, 1995, 50: 2-11.
101. Guyot G., Gu X.. Effect of Radiometric Corections on NDVI. Determined from SPOT-HRV and Landsat-TM data. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49: 169-180.
102. Haboudane D., Miller J R., Tremblay N., et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture . *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81: 416- 426.
103. Haboudane D., Miller J.R., Pattey E., et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sens. Environ.*, 2004, 90: 337–352.
104. Hughes G. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Transaction on Information Theory*, 1968, 14(1): 55-63.
105. Hill M J. and Donald G E. Estimating spatio-temporal patterns of agricultural productivity

- in fragmented landscapes using AVHRR NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(3):367-384.
106. Holtzman J C., Frost V S., Abbott, J L., et al. Radar image simulation. *IEEE Trans, Geoscience Electronics*, 1978, 16:296-303.
  107. Huemmrich K. F. The Geosail Model: A Simple Addition to the Sail Model to Describe Discontinuous Canopy Reflectance, *Remote Sensing of Environment*, 2001, 75: 423-431.
  108. Huete, A.R., A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25: 295-309.
  109. Jackson T J., Chen D., Cosh M., et al. Vegetation Water Content Mapping Using Landsat Data Derived Normalized Difference Water Index for Corn and Soybeans, *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92 (4): 475-482.
  110. Jacquemoud S, Ustin S L, Verdebout J, et al. Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56: 194-202.
  111. Jacquemoud, S., Baret, F. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 34: 75-91.
  112. Jacquemoud S., Bacour C., Polve H., et al. Comparison of Four Radiative Transfer Models to Simulate Plant Canopies Reflectance: Direct and Inverse Model, *Remote Sensing Environ*, 2000, 74: 471-481.
  113. Jolliffe I T. *Principal Component Analysis*, Springer-Verlag, 1986.
  114. Kerekes, J.P. and D.A. Landgrebe, *Modeling, Simulation, and Analysis of Optical Remote Sensing Systems*, EE-TR 89-49, School of Electrical Engineering, Purdue University, West Lafayette, IN, August, 1989
  115. Kim M. S., Daughtry C. S. T., Chappelle E. W., et al. The use of high spectral resolution bands for estimating absorbed photosynthetically active radiation, 6th Symp. On Phys. Meas. and Signatures in Rem. Sens. Jan. 17-21, 1994, Val D'Isere, France: 299-306.
  116. Kirkpatrick S., Gelatt Jr C. D., Vecchi M. P. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 1983, 220:671-680.
  117. Lenio S. G., Antonio R. F., Daniela A. T. Discrimination of Sugarcane Varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94:

- 523-534.
118. Mannel, S., Price, M., Hua, D., Knobloch, A., and Chen, X. Forest classification using decision trees on AVIRIS and multi-seasonal TM data. Proceedings of the Eleventh JPL Airborne Earth Science Workshop, 2002, March..
  119. Mars,J.C.,Crowley,J.K., 2003.Mapping mine wastes and analyzing areas affected by selenium-rich water runoff southeast Idaho using AVIRIS imagery and digital elevation data. Remote Sensing of Environment, 84: 422-436.
  120. Martin E. Gastellu-Etchegorry, Gascon F. DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(1):73-96
  121. Martin, M. E., Newman, S.D., Aber, J. D., Congalton, R. G., 1998. Determining forest species composition using high resolution spectral resolution remote sensing data. Remote Sensing of Environment, 1998, 65: 249-254.
  122. Meroni M., Colombo R., Panigada C. Inversion of a radiative transfer model with hyperspectral observations for LAI mapping in poplar plantations. Rem. Sens. Environ. 2004, 92: 195-206.
  123. Myneni, R.B., Knyazikhin, Y., Glassy, J., Votava, P., and Shabanov, N.. User's Guide: FPAR, LAI (ESDT: MOD15A2) 8-day composite NASA MODIS Land Algorithm. 2003. Terra MODIS Land Team. <http://cybele.bu.edu/modismisr/products/modis/userguide.pdf>
  124. Nelson, RF; Latty, RS; Mott, G Classifying northern forests using Thematic Mapper Simulator data, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 1985, 50: 607-617,
  125. Nieke, J., Honda, Y., Murakami, H., et al. Simulation, calibration and validation of Earth observation sensors with APEX, Proc. CEReS International Symposium, Chiba, Japan, 13/14 Dec. 2005
  126. Penuelas J., Filella I., Biel C. et al. The reflectance at the 950-970 nm region as an indicator of plant water status, International Journal of Remote Sensing, 1993, 14: 1887-1905.
  127. Penuelas J., Pinol J., Ogaya R. et al, Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970), International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(13):2869-2872.

128. Penuelas, J. Et al., Cell wall elasticity and water index(R970nm/R900nm) in wheat under different nitrogen availabilities, *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(2),373-382.
129. Poorvi L. Vora, Joyce E. Farrell, Jerome D. Tietz, and David H. Brainard, Image Capture: Simulation of Sensor Responses from Hyperspectral Images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 307-316.
130. Rahman A. F ., Gamon, J. A., Sims, D. A., and Schmidt, M. Optimum pixel size for hyperspectral studies of ecosystem function in southern California chaparral and grassland, *Remote Sensing of Environment*, 2003,84:192-207.
131. Rembold, F.; Maselli, F., Estimating inter-annual crop area variation using multi-resolution satellite sensor images, *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(13) : 2641-2647.
132. Reujean J. and Breon F., Estimating PAR absorbed by vegetation from bi-directional reflectance measurements, *Remote Sens. Environ.*, 1995, 51:375-384.
133. Richardson L.L. et al., The detection of algal photosynthetic accessory pigments using airborne visible-infrared imaging spectrometer (AVIRIS) spectral data, *Marine technology society journal*, 1994, 28(3): 10-21.
134. Richter R., Model SENSAT: A Tool for Evaluating the System Performance of Optical Sensors, *Proc. SPIE*, 1990, 13(12): 286-297
135. Rondeaux G, Steven M. and Baret F. Optimization of Soil-adjusted Vegetation Indices, *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95-107.
136. Rouse, J.W., R.H.Haas, J.A.Schell, D.W.Deering, Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS, Third ERTS Symposium, 1973, NASA SP-351 I: 309-317.
137. Schmidt K S., Skidmore A K. Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85: 92-108
138. Schowengerdt, R. A. *Remote Sensing Models and Methods for Image Processing*, 93-110, Academic Press, New York, 1997.
139. Schwaller M R., Tkach S J. Premature leaf senescence as: remote-sensing detection and utility for geobiochemical prospecting. *Econ Geol.*, 1985, 80:250-255.
140. Shen S S., Badhwar G D. and Carnes J G. Separability of boreal forest species in the Lake



- Jennette. area, Minnesota, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1985, 51: 1775-1783.
141. Stefanov W L, Netzband M. Assessment of ASTER land cover and MODIS NDVI data at multiple scales for ecological characterization of an arid urban center. Remote Sensing of Environment, 2005, 99(1-2): 31-43.
142. T. KAVZOGLU. Simulating Landsat ETM imagery using DAIS 7915 hyperspectral scanner data. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(22): 5049-5067.
143. Tomoaki M. Evaluation of Sensor Calibration Uncertainties on Vegetation Indices for MODIS. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1399-1409.
144. Trishchenko A P, Cihlar J, Li Z Q. Effects of spectral response function on surface reflectance and NDVI measured with moderate resolution satellite sensors. Remote Sensing of Environment, 2002, 81: 1-18.
145. Tucker C J. Remote sensing of leaf water content in the near infrared, Remote Sensing of Environment, 1980, 10, 23-32.
146. Vaesen, K., Gilliams, S., Nackaerts, K., Coppin, P. Ground-measured spectral signatures as indicators of ground cover and leaf area index: the case of paddy rice. Field Crop. Res. 2001, 69: 13-25.
147. Verhoef W. and Bach H. Simulation of hyperspectral and directional radiance images using coupled biophysical and atmospheric radiative transfer models. Remote Sensing of Environment, 2003, 87: 23-41
148. Verhoef W. Light-scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling-the SAIL model. Remote Sensing of Environment, 1984, 16 (2): 125-141.
149. Vermote, Eric, & D. Tanre, et al, Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum (6S), User Manual, 2.0, 1997.
150. Weiss M., Baret F., Leroy M., et al. Validation of Neural Net Techniques to Estimate Canopy Biophysical Variables from Remote Sensing Data. Agronomie, 2002, 22: 547-553.
151. Wessman C A., Aber J D. and Peterson D L. An evaluation of imaging spectrometry for estimating forest canopy chemistry, Int. J. Remote Sens., 1989, 10: 1293-1316.
152. Zandoni V., Davis B., Ryan R., et al. Remote Sensing Requirements Development: A Simulation-Based Approach. Integrated Remote Sensing at the Global, Regional and Local

Scale, 10(15), November, 2002

## 科研工作、发表论文情况

### （一）攻读博士期间参加的科研项目

- 1 2006.01-至今 参加中国科学院知识创新工程重要方向项目“航天遥感图像仿真模拟关键技术研究”，主要承担 HJ-1 A 多光谱相机图像仿真模拟工作。
- 2 2007.09-2007.10 参与国防科技工业民用专项科研技术研究项目“新一代环境污染定量化监测高光谱遥感卫星技术论证与应用模型的预先研究”项目。
- 3 2006.11-2007.01 参与“HJ-1 卫星数据应用研究项目”中的干涉成像光谱仪产品生成系统实施方案设计，承担高光谱数据地表反射率、LAI、FPAR、土地覆盖精细分类产品算法研究。
- 4 2005.12-2006.04 参与“北京一号卫星图像质量评价项目”，负责北京 1 号多光谱相机图像光谱性能与应用评价部分，完成《北京一号卫星多光谱相机图像光谱性能测试报告》。
- 5 2004.09-2007.05 参与“973 计划”研究项目“陆地生态系统碳格局的遥感反演与时空尺度转换”，承担陆地植被主要理化参量遥感获取研究，以及植被类型高光谱精细识别研究。

### （二）攻读博士期间组织与参与的野外实验

- 1 2008.3 作为主要实施人员，参与了基于地面光谱仪的植被测量实验设计与实施，承担多角度的植被成像光谱测量与植被理化参量测量；
- 2 2006.11 作为主要实施人员，参与了星地同步的森林理化参量实验设计和实施，承担江西千烟洲生态实验站森林理化参量实验和野外光谱测量；
- 3 2006.10 参与了吉林延边针叶松林病害、虫害实验数据采集和处理；参与吉林延边受大气污染森林区域植被光谱特性数据采集实验；
- 4 2006.10 作为主要实施人员，参与了吉林汪清林区优势树种调查实验设计和实施；

- 5 2006.03 参加了河北省怀来县官厅水库“北京一号”星地同步定标实验;
- 6 2005.10、2006 年 10 月、2007 年 4 月, 江苏省无锡市太湖水面实验, 承担大气光学参量测量、水上光谱测量;

### (三) 攻读博士期间公开发表的论文

已发表论文:

- 1 焦全军, 张霞, 张兵, 卫征, 郑兰芬. 基于叶片光谱的森林叶绿素浓度反演研究, 国土资源遥感, 2006, 02:26-30.
- 2 **Quanjun Jiao**, Bing Zhang, Xia Zhang. Forest Species Classification in Northeast China Based on CHRIS Hyperspectral Data, Proceedings of the Third International Symposium on Future Intelligent Earth Observation Satellites, Science Express, 2007: 357-360.
- 3 **Quanjun Jiao**, Wenfei Luo, Xue Liu, Bing Zhang. Information reconstruction in the cloud removing area based on multi-temporal CHRIS images, Proc. SPIE 6790, 679029, 2007. (EI)
- 4 **Quanjun Jiao**, Xue Liu, Bo Liu, Xia Zhang, Bing Zhang. Study on the predicted model of crop leaf water status by the NIR band of ground reflectance and spaceborne hyperspectral images, Proc. SPIE 6835, 68351H, 2007. (EI)
- 5 **Quanjun Jiao**, Hao Zhang, Bing Zhang, Lianru Gao. The pre-evaluation of the potential of HJ-1A satellite CCD camera to retrieve vegetation Leaf Area Index, 2008 Proceedings of International Conference on Information Technology and Environmental System Sciences (ITESS2008), 2008, 1:1169-1174. (EI)
- 6 张霞, 焦全军, 张兵, 陈正超. 利用 MODIS EVI 图像时间序列提取作物种植模式信息, 农业工程学报, 2008. 24(5).(EI)
- 7 Xue Liu, **Quanjun Jiao**, Junyong Fang, Bing Zhang, Lanfen Zheng, Qingxi Tong. Study on multispectral mode of multi-mode airborne digital camera system Proc. SPIE 6830, 68301J, 2007. (EI)
- 8 Xia Zhang, **Quanjun Jiao**, Di Wu, Bing Zhang, Lianru Gao. Estimating foliar

water content of winter wheat with hyperspectral image, Proc. SPIE 6787, 678718, 2007. (EI)

- 9 Qingxi Tong, **Quanjun Jiao**, Xia Zhang. Forest species classification based on hyperspectral and multitemporal CHRIS Images, Proc. 4th CHRIS/PROBA Workshop, Frascati (I), 19-21 September 2006, CD-ROM, 2006 .

#### 参与编写的专著:

- 1 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 《高光谱遥感——原理、技术与应用》, 2006, 北京: 高等教育出版社, 参与第 8 章“多源信息辅助高光谱分析”的编写;
- 2 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 《高光谱遥感的多学科应用》, 2006, 北京: 电子工业出版社, 参与第 4 章“高光谱遥感在林业方面的应用”的编写。

## 致 谢

在博士论文完成之际，我衷心地感激我的导师童庆禧院士。童老师将我招入麾下，让我有机会来到遥感科学的广阔天地。童老师学识渊博、高屋建瓴，他的指点使我明了前进的方向，他的治学严谨令我十分钦佩，童老师为国家遥感事业的奉献精神更是值得我们学习。

我由衷地感谢我的导师张兵研究员。五年以来，张老师在研究上给予我以点点滴滴的指导，在平时生活上对我细致入微地关怀。本论文从选题到成文都是在张老师的耐心指导下完成的，在与张老师长期相处中，他所具备的优良学术品质和人格魅力深深打动着，他对我的殷切期待鼓舞着我。感谢张老师为我们所作的一切。

我十分感谢我的导师郑兰芬研究员。郑老师思维清晰，保持着年轻人的精力和热情，在科学研究中总能给我们提出解决问题的新方法和新思路，让我受益匪浅；在生活方面，郑老师同样给予我很多的关心和帮助，从而让我们能够全心进行论文的写作。

张霞博士既是我的师姐，也是我的老师。在我刚刚来到遥感所的时候，张师姐就开始指导我，在多次的项目申请、项目攻关、科学实验中与师姐通力合作、并肩奋斗。张师姐学术上认真踏实，待人热情真诚，让我学到很多东西，有幸与师姐合作而感到十分高兴。

在遥感所的岁月里，我得到高光谱室的老师和同学们温暖的关怀和大力的支持，他们是王晋年、周丽萍、陈正超、方俊勇、张立福、耿修瑞、李兴、胡兴堂、卫征、高连如、李俊生、胡方超、刘学、张文娟、罗文斐、刘翔、张浩、申茜、张靓、李庆亭、和海霞、温健婷、刘波、李儒、岳跃民、吴远峰、吴嶝、孙旭等。王老师自到遥感所以来对我们是关怀备至，小周为我们做了大量的后勤工作，陈师兄、李兴师兄、李俊生师兄、高师兄给了我很多的指点，还有和刘波、庆亭、张文娟等人在野外试验时穿越山林，在化学试验时忙到夜深人静，和高光谱室的篮球队员们和乒乓球队员们挥汗如雨的时刻，等等，这些都令人不能忘怀，我们是一个多么温馨的大家庭，和你们在一起的日子总是充满了欢声笑语，我的学业能够顺利完成离不开你们。

在科研实验中还得到中科院对地观测中心的刘良云研究员、遥感所的陈良富研究员、汪清林业局的张则路处长、千烟洲生态站的程彤站长的帮助，谢谢

你们的帮助；在离开大学后来到中科院的学习日子里，我们2003级的同班同学互助互励，共同走过宝贵的青春的五年时间，并一起迎来收获的季节，谢谢你们一路同随；同时，还有很多很多给予过我帮助的老师、同学和朋友，不能一点一点尽，在此一并感谢！

感谢研究生部吴晓清老师、刘戈平老师和所办余琦老师在学习、生活方面给我的关心和帮助。

最后我要特别感谢我的父母对我的抚育之恩，感谢我的家人对我的大力支持，感谢我的未婚妻路覃坦女士对我生活上无微不至的照顾、工作上的理解和精神上的支持，本论文的顺利完成有你们的一份功劳。

我想对所有要感激的人说：生活多么美好，因为我们在一起！