

密级:



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

基于 SPATS 数据的植被分类研究

作者姓名: 周惠慧

指导教师: 王晋年 研究员 中国科学院遥感与数字地球研究所

张立福 研究员 中国科学院遥感与数字地球研究所

学位类别: 理学硕士

学科专业: 地图学与地理信息系统

培养单位: 中国科学院遥感与数字地球研究所

2016 年 5 月

Study of Vegetation Classification Based on SPATS

By

Huihui Zhou

A Dissertation/Thesis Submitted to

The University of Chinese Academy of Sciences

In partial fulfillment of the requirement

For the degree of

Master of

Cartography and Geographical Information System

Institute of Remote Sensing and Digital Earth,

Chinese Academy of Sciences

April, 2016

中国科学院遥感与数字地球研究所

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。论文中凡引用他人已经发表或未发表的成果、数据、观点等，均已明确注明出处。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。

本声明的法律责任由本人承担。

论文作者签名: 日期: 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人在导师指导下完成的论文,知识产权归属中国科学院遥感与数字地球研究所。

本人完全了解中国科学院遥感与数字地球研究所关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意研究所保存或向国家有关部门及机构送交论文的印刷版和电子版，允许论文被查阅和借阅；同意授权研究所采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存和汇编本学位论文。

本人保证毕业后，以本论文数据和资料发表论文（著作）或使用论文工作成果时，第一署名单位为中国科学院遥感与数字地球研究所，并征得导师同意。

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

植被资源是社会经济发展和生态环境建设的基础,植被分布情况调查对于国民生产和经济发展具有重要作用。传统的多光谱数据很难反映植被光谱的细微差异,高光谱数据受到幅宽、空间分辨率和时间分辨率的限制,难以满足大尺度植被分类的要求。利用植被指数时谱,或利用全波段反射率及光谱特征参量的时谱数据集合可以提高植被的分类精度,但信息过少或数据冗余均难以达到最优分类效果。本文以辽宁省朝阳市的四种典型植被类型(即玉米、阔叶林、针叶林、草地)为研究对象,利用多维分析软件 MARS 构建了 landsat8 时空谱一体化 SPATS 数据集,分析了各种植被类型的时谱机理,提取特征时谱集,并对研究区进行植被分类。研究主要得到以下成果和结论:

(1) 从植被叶片内部、植被冠层和环境影响等方面分析了典型植被光谱特征的主导因素,明确了不同时期上述因素的变化情况及其对植被光谱的影响,其中,叶绿素、含水量、细胞结构、冠层结构和背景土壤是影响植被光谱变化的主要因素。针对不同时期植被光谱的变化,分析了几种波段组合对不同时期光谱差异的表现能力,并提取这几种波段组合作为光谱特征参量,这些光谱特征参量能够从不同角度反映植被的变化。

(2) 从植被物候变化、人为因素、环境变化等因素的影响方面,分析了不同植被类型的反射率时谱和光谱特征参量时谱的变化规律,从某一特定时期的植被时谱变化特来推测植被所经历的物候生长或其他变化情况。结果证明,时谱数据能够有效反映各种植被的生理生态状态及其变化情况。

(3) 在时谱机理分析的基础上,排除包含重复信息的时谱或不能充分反映不同植被间差异的时谱,提取特征时谱,能够有效减少数据冗余,在特征时谱中提取部分时谱指数,四种植被类型的时谱指数具有很高的区分度。

(4) 利用提取的特征时谱集进行植被分类,总体精度达到 96.12%,利用原始单时相数据分类精度为 78.78%,利用 NDVI 植被指数时谱分类的总精度为 83.96%,对全波段反射率以及光谱特征参量时谱数据集进行分类总体精度为 89.55%,对全波段反射率以及光谱特征参量时谱数据集提取统计特征并分类的

总精度为 90.01%。实验结果证明，通过时谱机理分析获取的特征时谱集能够显著提高植被分类精度。

关键词：植被分类，光谱特征参量，时谱，SPATS 数据结构

Abstract

Vegetation resources are the basis of social economic development and ecological environment construction, and survey of vegetation distribution plays an important role in national production and economic development. Traditionally, multi-spectral data can hardly meet the requirement of large-scale vegetation classification because of its lower capabilities of distinguishing slight difference of various vegetation; meanwhile, the situation was similar when it comes to hyperspectral data because of its limited imaging width, spatial and temporal resolution. Vegetation classification accuracies can be improved by using temporal spectrum datasets of vegetation indexes, full-wave band reflectance, and spectral characteristic parameters; however, optimal classification performance has been rarely achieved mainly due to insufficient or redundant information. In this paper, four typical vegetation types in Chaoyang City in Liaoning Province were taken into consideration in classification scheme including, corn, broad-leaved forest, coniferous forest, grassland. We built SPATS (SPAtial-Temporal-Spectral) dataset based on Landsat-8 reflectance data using MARS (Multi-dimensional Analysis for Remote Sensing), analyzed the temporal spectral mechanism of various vegetation types, extracted the feature temporal spectrum, and did vegetation classification. Finally, conclusions in this study are summarized as follows.

(1) The leading factors of typical vegetation spectral characteristics were analyzed in terms of the blade internal structure, canopy and environmental impacts; the change patterns of the above factors in various period and corresponding impacts on vegetation spectrum are defined. Among these factors, chlorophyll, water content, cell structure, canopy structure and soil are the main factors that can affect vegetation spectrum. To better understand the change of spectra, we analyzed the sensitivities of several band combination to spectral differences in different periods, extracted these band combinations as spectral features which can reflect changes in vegetation from different angles.

(2) The varying patterns of reflectance temporal spectrum and spectral features temporal spectrum in different vegetation types were analyzed from the aspects of vegetation phenology, human disturbance and environmental conditions. In addition, we speculate the vegetation phenological or other changes using temporal spectrum features disparities in certain specific periods. Results demonstrated that the temporal spectral data can effectively reflect the state and the change process of the physiological and ecological conditions in each vegetation types.

(3) On the basis of the temporal spectral mechanism analysis, we excluded the temporal spectrum with redundant information and that with lower capabilities of reflecting disparities among different vegetation adequately, then extracted these temporal spectrum to effectively reduce data redundancy. Meanwhile, we extracted partial temporal spectral indexes for further vegetation classification. Results showed those indexes can differentiate the four vegetation types well.

(4) After classification using extracted feature temporal spectrum, the total accuracy reaches 96.12%; in contrast, control group using single temporal multispectral data falls to 78.78%, that using phenological metrics derived from NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) temporal spectrum gives 83.96%, that using full-wave band reflectance and spectral feature temporal spectrum is 89.55%, and that using statistical features derived from full-wave band reflectance and spectral feature temporal spectrum locates 90.01%. Results proved that temporal indexes based on temporal spectrum features can rise the accuracy of vegetation classification significantly.

Keywords: vegetation classification, spectral feature, temporal spectrum, SPATS data structure

目 录

第一章 绪 论	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 时谱分类研究现状.....	3
1.2.1 基于物候特征的分类.....	4
1.2.2 基于单特征时谱的分类.....	6
1.2.3 基于多特征数据集合的分类.....	8
1.2.4 现有方法优缺点.....	8
1.3 研究内容与论文结构.....	10
第二章 研究区与时空谱多维数据集	13
2.1 研究区概况.....	13
2.2 时空谱多维数据构建.....	14
2.2.1 遥感数据源.....	14
2.2.2 多维数据存储结构.....	15
2.2.3 MDD 数据构建方法	17
2.3 时谱信息提取.....	18
2.4 本章小结.....	21
第三章 时谱分析的光谱理论基础	23
3.1 光谱分析理论与方法.....	23
3.1.1 特征选择方法.....	23
3.1.2 特征提取方法.....	27
3.2 植被和土壤典型光谱特征分析.....	28
3.2.1 植被光谱.....	28
3.2.2 土壤光谱.....	29
3.3 不同时期植被光谱分析.....	30
3.4 植被光谱特征参量选择.....	31
3.4 本章小结.....	33

第四章 典型植被时谱分析	35
4.1 植被反射率时谱分析.....	35
4.1.1 玉米反射率时谱.....	35
4.1.2 阔叶林反射率时谱.....	37
4.1.3 针叶林反射率时谱.....	39
4.1.4 草地反射率时谱.....	40
4.2 光谱特征参量时谱分析.....	42
4.2.1 玉米光谱特征参量时谱.....	42
4.2.2 阔叶林光谱特征参量时谱.....	43
4.2.3 针叶林光谱特征参量时谱.....	44
4.2.4 草地光谱特征参量时谱.....	45
4.3 本章小结.....	46
第五章 基于特征时谱的植被分类	48
5.1 特征时谱提取.....	49
5.1.1 特征时谱选择.....	49
5.1.2 特征时谱分离度分析.....	52
5.2 分类器介绍.....	56
5.2.1 支持向量机.....	56
5.2.2 随机森林.....	57
5.2 特征时谱在分类中的应用.....	59
5.3 特征时谱分类验证.....	61
5.4 本章小结.....	66
第六章 结论与展望	68
6.1 结论.....	68
6.2 展望.....	69
参考文献	71

第一章 绪 论

1.1 研究背景与意义

植被生态系统是地球陆地生态系统的主体,植被资源是人类发展和生态环境建设的基础,对经济、社会、环境的可持续发展具有不可替代的作用。根据植被的功能作用、自然形态和群落结构,可将植被生态系统划分为农田生态系统、森林生态系统和草地生态系统(王伯荪,植物生态学 and 彭少麟 1997)。其中,农田生态系统的主要植被类型为作物,比如水稻、玉米、小麦等;森林生态系统的主要植被类型为各类乔木植被,根据其物候变化特点可以分为落叶林和常绿林;草地生态系统的主要植被类型包含各种灌木、草本植被。东北地区是我国主要的粮食生产基地,并且蕴含丰富的森林资源,对东北地区植被的种类及其分布情况进行监测对我国农作物估产(张建华 2000)、生态群落生物量估算(赵敏 and 周广胜 2004)、气候环境变化(叶笃正,符淙斌 and 董文杰 2002)等问题具有重要意义。

传统的农业、林业部门对不同类型植被及其分布情况进行定期调查,但这种方法需要耗费大量的人力物力,并且效率低下,难以实现时空大尺度的植被调查。遥感,即遥远的感知,是一种通过不接触目标,对目标进行信息获取的一种技术手段。卫星遥感技术通过在人造卫星上搭载传感器,可以获得多尺度的对地观测数据,是大范围植被时空动态监测的有效方法。因此,利用遥感影像进行植被分类成为植被资源调查和监测不可或缺的内容。

随着遥感数据空间分辨率的不断提高,遥感影像解译的难度降低。但是,一些植被的空间纹理特征相似,并且在可见光波段的反射特性相似,仅通过人眼难以分辨。多光谱遥感将物体反射辐射的电磁波信息分成若干波谱段进行接收和记录,扩大了遥感的信息量,为计算机识别与分类提供了基础。比如,USGS 发射的 Landsat 系列卫星具有从可见光到热红外范围的多个波段、欧空局发射的 SPOT 系列卫星具有可见光、近红外波段。这些卫星为人们提供了丰富的对地观测多光谱数据。通过对不同波段进行假彩色合成(张志敏 et al. 2002),能够突出影像中不同地物之间的差异,提高解译精度。并且,通过构建植被指数(罗亚,徐建华 and

岳文泽 2005)、水体指数(徐涵秋 2005)、建筑指数(查勇, 倪绍祥 and 杨山 2003)等指数, 能够识别植被、水体、建筑等大多数地物。因此, 多光谱影像在植被信息提取和影像分类研究中得到了大量应用(周伟奇 2004, 王福涛 et al. 2011, 杨建锋, 马军成 and 王令超 2012, 汤旭光 2013)。

尽管多光谱数据能够区分多数地物, 但是, 大多数植被在多光谱数据中表现出相近的光谱特征, 因此难以利用多光谱数据区分不同植被类型。高光谱遥感技术是上世纪 80 年代出现的新型对地观测综合技术, 它将地物电磁波谱信息划分成波长范围更窄的波段进行记录, 地物的光谱反射率随波长变化能够形成一条近似连续且光滑的谱线, 因而高光谱数据能够反映植被光谱的细微差异。比如, 利用高光谱数据能够识别作物类型(童庆禧, 张兵 and 郑兰芬 2006)、森林类型(谭炳香 2006)、水体植被情况(张兵 et al. 2009)。

然而, 受限于传感器硬件技术瓶颈, 任何单一传感器均无法同时获得高时间、高空间、高光谱分辨率的遥感数据。在一定信噪比水平下, 遥感传感器的时间、空间、光谱分辨率等关键指标是相互制约的(张良培 and 张立福 2011)。若提高某一性能指标, 必然要牺牲其它指标。比如, Hyperion 数据是目前光谱分辨率较高的遥感数据(包含可见光、近红外、短波红外共计 242 个波段), 但时间分辨率达 200 天, 受大气条件影响, 获取特定时期的影像变得更加困难; MODIS 数据重访周期为 1 天, 且具有 36 个波段, 但不得不牺牲空间分辨率(250 米/500 米/1000 米)。综上, 高光谱数据受其空间分辨率和时间分辨率的限制, 已严重制约了其在大空间尺度的植被调查中的应用。

随着遥感卫星重返周期的缩小, 人们可以获得更精确的不同地物在遥感时间序列中的变化规律, 因此可以从遥感影像每个像元中, 提取得到地物辐射能量随时间变化的谱线分布, 称为地物的遥感时间谱曲线, 简称时谱(张霞 et al. 2006)。遥感时谱数据提供了植被在传感器各响应波段的大量反射率信息, 这些信息的时谱变化规律是由植被叶片、冠层结构, 以及外部环境影响的变化特性决定的。每种植被类型都具有特有的生长和发育规律, 从而决定了其独有的时谱特征。通过分析植被反射率和植被指数的时谱特征, 能够对地物进行识别、区分和监测。以归一化植被指数 NDVI 时谱为例, 随着作物生长, 叶片覆盖度增加, NDVI 值相应增大; 当作物叶面积指数达到最大, NDVI 值也达到作物整个生长期内的最大

值；随着作物逐渐进入成熟期，叶片光合作用能力下降，叶绿素红光反射增强，NDVI 值随之减小。

一般情况下，地物具有稳定的植被指数时谱变化规律。由于时谱数据能够反映地表覆盖变化情况，在与地物变化相关研究的领域得到了广泛的应用。比如，地物长期变化监测包括土地覆盖变化(Verbesselt et al. 2010, Nutini et al. 2013)、森林对全球气候变化的动态响应(Richardson et al. 2013)、森林的年际变化(Melaas, Friedl and Zhu 2013)等；短期动态监测包括森林的物候规律(Luo et al. 2014)、突发扰动监测(Chen et al. 2013, Kennedy, Yang and Cohen 2010, Schmidt et al. 2015)、作物信息提取(Simms et al. 2014)等。正因为不同的地物具有不同的变化特征，时谱数据在土地覆盖分类(Zhu and Woodcock 2014)和植被分类中也得到了很好的应用效果。

然而，现有的大部分时谱应用仅仅局限在少数光谱特征时谱的应用，即利用长时间序列的植被指数对地物进行监测。事实上，现有遥感数据包含大量时空谱多维信息，在多尺度的地物监测中具有很大的潜力。特别是在植被分类领域，对大量光谱和时间信息进行综合分析，能够克服现有分类研究中某些地物光谱和物候变化特性相似因而难以区分的难点，提高分类精度(Müller et al. 2015)。但是，现有研究在对大量光谱和时间信息进行应用时，往往对数据不加以选择，没有充分挖掘其中的有效信息，输入分类器的数据往往包含冗余信息，因此分类精度仍然存在提升的空间。

综上所述，丰富的遥感时谱信息能够准确地描述特定地物的变化规律，通过不同的变化特征来区分不同植被类型。然而，现有的时谱分类方法并没有实现遥感时谱数据应有的价值。因此，本文构建时空谱多维一体化数据集，以辽宁省朝阳市为研究区，从植被时谱变化规律研究出发，深入分析该地区植被各种时谱变化特征所代表的植被机理变化过程，在机理研究的基础上，挖掘时谱数据集中包含的有效信息，并加以提取，提出基于机理过程分析的特征提取和植被分类方法，为实现海量时空谱多维遥感数据的高效应用打下理论基础。

1.2 时谱分类研究现状

利用时谱数据进行植被分类的方法可以分为三类：第一类方法是在时谱曲线的基础上提取物候特征，将物候特征相近的时谱分为一类；第二类方法是基于单特征时谱曲线的分类，其本质是利用相似性度量来衡量不同时谱曲线的值、整体波形与变化趋势之间的相似性，将相似度较大的时谱分为一类；第三类方法是基于多特征数据集合的分类，多特征既包括多个特征的时谱，也包括在时谱基础上提取的特征。

1.2.1 基于物候特征的分类

植被物候是植被随时间变化而发生的周期性变化，植被在一个生长周期内的萌芽、成熟、衰亡都是植被的物候行为。由于不同植被类型对于环境变化具有不同的响应机制，因而具有不同的物候期。通过对物候期进行区分能够实现植被类型的区分。植被指数（比如 NDVI）时谱能够很好地反映植被的变化规律，因此，利用 NDVI 时谱的变化特征能够模拟植被的物候变化。现有的物候期模拟可以分为两个步骤：时谱重构和物候特征提取。

1.2.1.1 时谱重构模型

在遥感数据获取过程中，由于受到太阳天顶角、大气情况、传感器自身条件的影响，遥感影像普遍存在噪声，这些噪声会严重影响物候模拟的精度。时谱重构模型能够去除时谱中的异常值，根据模型原理，可将重构模型分为基于波形的重构模型和基于频率域滤波的重构模型。

基于波形的时谱重构代表性方法有 Savitzky-Golay 滤波(Savitzky and Golay 1964)、非对称高斯拟合法 (Asymmetric Gaussian, AG) (Jonsson and Eklundh 2002) 和双逻辑斯蒂克函数拟合法 (Double Logistics, DL) (Beck et al. 2006)。SG 滤波是一种基于局部多项式最小二乘拟合的滤波方法，通过选取某个点附近一定大小的窗口，采用多项式对窗口内各点的值进行拟合，然后用多项式计算出该点的值，其实质是采用加权平均方法取代原始值，平滑效果由滑动窗口的大小以及平滑多项式次数决定。该方法可应用于任何时空分辨率的遥感数据时间序列，它保留了原始曲线变化的总体趋势，并能滤除局部异常值。该方法需要合理确定滑动窗口的大小和平滑多项式的阶数。AG 拟合是选择一个时间段内的最大或最小值区间作为局部拟合区间，使用局部高斯拟合函数对这一区间进行拟合反演，最后将局

部拟合结果合并成全局拟合。分段进行数据拟合使拟合结果更贴近当前时段的实际特征, 较少受整个时间长度的影响, 对长期季相信息的提取具有优势。DL 拟合与 AG 拟合类似, 是基于 Double Logistic 函数的局部拟合算法。

基于频域分析的代表方法为傅里叶系列低通滤波法, 包括快速傅里叶变换(Welch 1967)、谐波分析(周玉洁, 王卷乐 and 郭海会 2015)、小波变换(Martínez and Gilabert 2009)。傅里叶低通滤波法首先将时间序列数据转换为频域信号, 通过低通滤波法对频域数据进行滤波, 再对滤波处理后的频域数据进行傅里叶逆变换操作转换为时间序列数据。采用傅里叶低通滤波法处理的时间序列曲线非常平滑, 对植被生长的周期性变化有非常好的反映。

为了在不同领域得到更好的应用效果, 近年来, 国内外学者从不同角度评价了这些时间序列重构模型的优劣。如: Ru et al. (2009)定性论述了拟合、滤波、傅立叶系列三类常用重构模型的优缺点, 即拟合应用于季相信息提取优势明显、滤波和傅立叶变换受人为影响较大; Hird and McDermid (2009)在总结前人研究的基础上, 定量评价了噪声程度、植被类型、年际变化等因素对六种不同模型重构效果的影响, 他认为面向不同应用和数据时, 用户应根据模型对上述因素的敏感程度, 慎重选择重构模型; Atkinson et al. (2012)从植被物候的角度评价四种模型的应用效果, 发现 DL 拟合和 AG 拟合算法对于非单季植被效果较差; 曹云锋, 王正兴 and 邓芳萍 (2010)、宋春桥 et al. (2011)、王乾坤 et al. (2015)分别以长白山区、藏北地区、东北地区为研究区比较了 SG 滤波、DL 拟合、AG 拟合用于植被指数时序重构的保真效果, 他们的研究结果说明不同的重构方法对不同区域的适用性不同。

1.2.1.2 植被物候指标提取

利用遥感数据监测植被物候期主要是发现作物群体生长发育形态结构发生显著变化的时刻、以及从一个生长阶段到另一个生长阶段所经历的时间长度。近年来常用的时间序列监测物候期方法有阈值法和转折点法。

(1) 阈值法

作物在不同的物候期时, 其植被指数会达到相应的值域, 通过对植被指数设定阈值, 来确定作物各个物候期, 阈值的设定可以分为固定阈值和动态阈值。固定阈值法即设定某一固定阈值, 认为 NDVI 达到该阈值的时间即为某一物候期

(张明伟 et al. 2006)。利用固定阈值提取作物的物候信息对研究区域有特定的要求,对植被交错复杂分布的大尺度地区应用精度较低。动态阈值法(宋春桥 et al. 2011)提取物候期的计算方法为:首先计算 NDVI 时谱中的最大值 NDVI_{max} 和最小值 NDVI_{min};然后,确定系数 C;最后,计算 NDVI 达到 C 倍 NDVI_{max} 或 NDVI_{min} 的时间,该时间即为某一物候期。动态阈值法能够根据研究对象的不同,灵活地调整提取阈值,能在一定程度上降低土壤背景的影响,并且与 NDVI 的季相变化紧密相关。

(2) 转折点法

转折点法是根据 NDVI 时谱的变化特征,提取时谱曲线中的各类转折点,将其作为植被物候期。转折点法包括曲率法、滑动平均法和斜率最大值法。曲率法是求取拟合曲线的曲率变化极值点作为作物物候关键期。Zhang et al. (2003)采用 MODIS EVI 时谱数据,运用双逻辑斯蒂克函数模拟美国东北部植被的物候关键期,并分析物候期在不同纬度下的空间变化模式。滑动平均法采用实际 NDVI 曲线与滑动平均曲线的交叉点所对应的时间来确定作物物候,即提取未经去噪处理的 NDVI 原始值首次超过经过滑动平均值的时间,将此时间作为生长季开始时间,提取 NDVI 原始值首次低于滑动平均值的时间,将该时间作为生长季结束日期(崔凯 2012)。斜率最大值法是将植被指数时间序列拟合曲线变化速率最大、最小的点所对应的时间作为作物的关键物候期。出苗期定义为植被 NDVI 开始升高之处,拔节期定义为 NDVI 急剧升高、曲线上升速率最大值处,抽穗期定义为 NDVI 最大值处,收割期为 NDVI 急剧下降、曲线下降速率最大值处。

1.2.2 基于单特征时谱的分类

基于单特征时谱的分类主要依靠衡量不同时谱曲线的相似度来进行聚类。与“世上没有完全相同的两片叶子”类似,不可能存在两条时谱曲线完全相同的情况,因此,任何时谱曲线之间都存在一定差异。判断两条时谱曲线是否相似或比较不同时谱曲线之间的相似性程度,主要通过具体的度量方法对时谱曲线的数据值、形状、变化趋势等进行衡量。相似性度量方法一般都是基于特定的时谱表示方法,实现对特定方法表示之后的时谱曲线之间的相似性度量。

常用的相似性度量原理可分为基于单向量分解 (Singular Vector Decomposition, SVD) (Hurley, Dudhia and Grainger 2009)、基于典型相关性分析

(Canonical Correlation Analysis, CCA) (Thompson and Bruce 2012), 以及基于回归和相关性分析(Brown et al. 2006)。经典的相似性度量包括明氏距离(申晓勇 et al. 2009)、光谱角(唐宏 et al. 2005)、马氏距离(汪西莉 et al. 2004)、皮尔森相关系数(张峰 et al. 2015)。明氏距离即普通范数距离, 缺点主要有两个: (1) 将各个分量的量纲进行相同对待, 需要在计算距离之前进行规范化操作来规避此缺陷; (2) 没有考虑各个分量的统计分布(期望、方差等), 可通过马氏距离计算方法能够得到一定程度的回避, 或对所在坐标系进行变换后再使用明氏距离进行距离计算。光谱角表示两向量之间的夹角余弦值, 具有旋转、放大、缩小不变性, 其余弦值越大说明两向量在方向上越靠近, 但这种度量方法对线性变换和位移并不具有不变性。马氏距离可以表示数据之间的协方差距离, 排除了样本之间相关性的影响, 并引入协方差矩阵, 考虑了两向量各分量之间的相关性, 减小了不同分量包含同一特征对距离度量造成的影响。但是, 马氏距离放大了变化微小的变量对度量结果的影响。皮尔森相关系数是度量变量之间的线性相关程度大小的量。根据研究对象的不同, 相关系数的定义方式分为三种: 简单相关系数、典型相关系数和复相关系数。其中, 简单相关系数亦即线性相关系数或相关系数, 仅度量两个变量之间的线性关系; 典型相关系数先对各组变量进行主成分分析(Principal Component Analysis, PCA), 得出新的线性关系综合指标, 进一步通过综合指标间的相关系数来得到各变量间相关关系; 复相关系数亦即多重相关系数, 指多个自变量与因变量间的相关关系。

在利用不同相似性度量对其他数据类型(比如光谱曲线)进行聚类时, 数据的稳定性和不同序列之间的相关性应当满足一定条件。然而, 时谱数据与其他类型的数据之间存在一定差异, 在实际应用中, 不同时谱数据具有其自身的特点, 而不同的相似性度量适用于不同的数据, 因此, 不同时谱之间的相似度常常被错估(Bence 1995)。为了更准确地衡量时谱数据的相似性度量, 已有学者对已有的相似性度量进行了全面的定量评价和比较。比如, Lhermitte et al. (2011)选择了曼哈顿距离、欧氏距离、马氏距离、相关性、基于 PCA 和基于傅立叶变换的相似性度量, 分析这些方法对时谱数据中的基线、振幅、时间点、噪声程度的敏感性。他指出, 在选择相似性度量进行应用前, 需要充分理解研究对象的动态变化模式和时谱数据的变化特征。

1.2.3 基于多特征数据集的分类

基于多特征数据集的分类是指将多个波段的时谱,或多个植被指数的时谱作为多特征全部输入分类器,或在此基础上进行特征提取进而输入分类器进行监督分类。Müller et al. (2015)利用 TM 和 ETM+各波段反射率时谱和 NDWI 时谱的平均值、中值、标准差等统计指标,对亚马逊流域的农田、森林和草地进行区分,证明该方法的分类精度高于基于单特征时谱的分类精度。Waldner, Canto and Defourny (2015)基于作物物候先验知识,计算反射率和 NDVI 时谱的最大值、最小值和斜率等统计值对作物进行精细分类。Hao et al. (2015)将反射率时谱、NDVI 时谱、NDWI 时谱和提取的物候指标作为多特征,利用随机森林(Random Forest, RF)方法对早期作物进行分类。

除了统计指标提取,降维也是一种处理多特征数据的有效方法。传统的降维方法依赖于数据质量,若时谱中存在数据缺失,需要对缺失值进行填补。Yan and Roy (2015)利用一种非线性方法,对 TM 各波段反射率时谱以及 NDVI 时谱数据集进行降维。这种方法能够屏蔽由云、阴影等因素引起的缺失值。经过该方法降维的数据不仅土地分类精度较高,而且能够避免云、阴影等因素的影响,因而不依赖于数据预处理的精度。

多特征时谱的选择范围非常广,各个波段的反射率和各种植被指数构成的时谱数据集存在很多种组合的可能。Peña and Brenning (2015)综合比较了四种特征时谱数据集(即全波段反射率时谱数据集,NDVI 时谱,NDWI 时谱,NDVI 和 NDWI 时谱数据集)的分类精度。并且,从分类器和训练样本窗口选取的角度对分类精度进行交叉验证。结果表明,仅利用 NDVI 或 NDWI 时谱进行分类的精度最低,利用两项指数构成的时谱数据集较高,利用全波段反射率时谱数据集的总体分类精度最高。并且,文章论述了为了避免 Hughes 现象(Shahshahani and Landgrebe 1994),选择最佳时谱的重要性,并指出最常用的近红外波段和红波段并不是凸显植被差异的最佳波段。

1.2.4 现有方法优缺点

基于物候期模拟的时谱分类方法能够针对不同植被物候期的差异进行区分,当数据获取频率满足一定条件,通过遥感时谱解译能够精准地捕捉到细微的物候

变化,从而实现高精度分类。但是,这类方法依赖于物候期提取的精度和不同植被类型本身的物候区分度。其中,物候期提取的精度受限于两方面:(1)遥感影像的时空分辨率,目前没有一种传感器能够同时满足高时间分辨率、高空间分辨率和高光谱分辨率,Landsat 系列卫星具有较高空间分辨率和多光谱信息,但重访周期为 16 天,这给精确的植被物候提取带来了困难,并且,卫星数据获取过程常常受到云、雨等大气状况的干扰,这更加降低了可用数据的时间分辨率,MODIS 影像重访周期为 1 天,但空间分辨率较粗,混合像元的存在较为严重,也大大降低了物候监测的精度;(2)重构模型和指标提取方法的选择,现有的物候期模拟通过时谱重构和物候指标提取来实现,但是,无论是时谱重构还是物候指标提取的方法,都没有一个绝对的标准来衡量其准确性,不同的方法在不同形式的下垫面、不同的植被类型、不同的数据都具有不同的应用效果,White, Pontius and Schaberg (2014)论述了利用不同数据源、不同的物候模拟方法对结果的影响,这给大尺度的物候提取带来了不确定性。另一方面,能够利用物候期进行分类的先决条件是植被具有不同的物候期,但自然界中往往存在一些物候周期相似甚至是重合的植被,对于这些植被来说,物候期不能反映差异,从而降低分类精度。

基于相似性度量的时谱分类能够通过机器学习,充分挖掘不同时谱之间的异同,使分类结果的类间距离最大,类内距离最小,是一种有效的分类手段。但这类方法的效果依赖于训练样本和相似性度量本身的特性。一方面,在训练样本充足且具有足够的代表性的情况下,能够获得很好的分类效果,但是,这对训练样本的选取有很高的要求,而选择训练样本是一个受人为因素干扰很大的过程。另一方面,不同的相似性度量所得时谱聚类结果也存在差异,不同相似性度量对不同时谱数据特征的敏感性给聚类结果带来不确定性。此外,与基于物候特征的分类方法类似,对于某些生长周期相似甚至重合的植被类型,它们的单特征时谱的相似度较大,从而导致无法区分。并且,利用相似性度量对时谱曲线进行分类仅仅考虑时谱数据的统计特征,没有考虑地物动态变化的机理过程,没有明确的现实含义。

物候特征和单特征时谱均能够较好地反映植被变化规律,但仅局限于少数光谱特征,不能全面地反映植被各方面的变化特点,因此难以区分生长周期相似的植被类型。基于特征时谱集合的分类一定程度上克服了基于物候特征和单特征时

谱分类的缺点,因为引入多波段和多波段组合的时谱能够增大不同植被类型的区分度。即使一些植被的 NDVI 时谱相似,但其他波段反射率或者光谱特征时谱也能够反映它们的差异。然而,多特征时谱数据集往往数据量较大,这不仅降低了分类的运行效率,更重要的是,大量的时谱数据包含更多的冗余信息,根据 Hughes 效应,这对于提高分类精度是不利的。正如 Peña and Brenning (2015)指出,选择与地物变化最为相关的特征时谱将具有重要意义。

1.3 研究内容与论文结构

针对目前遥感时谱用于植被分类研究中的不足,本文将利用 Landsat 8 反射率影像的时间序列数据集,构建时空谱多维一体化数据集 SPATS,从植被生理生态变化规律的角度,挖掘光谱特征和时谱特征,提取特征时谱,在避免数据冗余的前提下,充分体现不同植被类型间的差异,最终目标是实现高精度的植被分类。围绕这个目标,分两个阶段开展研究:

第一阶段是进行时谱的构建,提取最优光谱特征,并构建光谱特征的时谱来反映植被变化规律,并从叶片生理结构和冠层生态结构两个层面解释时谱的变化机制;

第二阶段是提取特征时谱,利用特征时谱进行分类。特征时谱提取是在时谱变化机制分析的基础上完成的,它能利用最少的信息量反映不同植被类型之间最显著的差异,从而实现高效率的植被分类。论文的整体结构如图 1.1 所示。

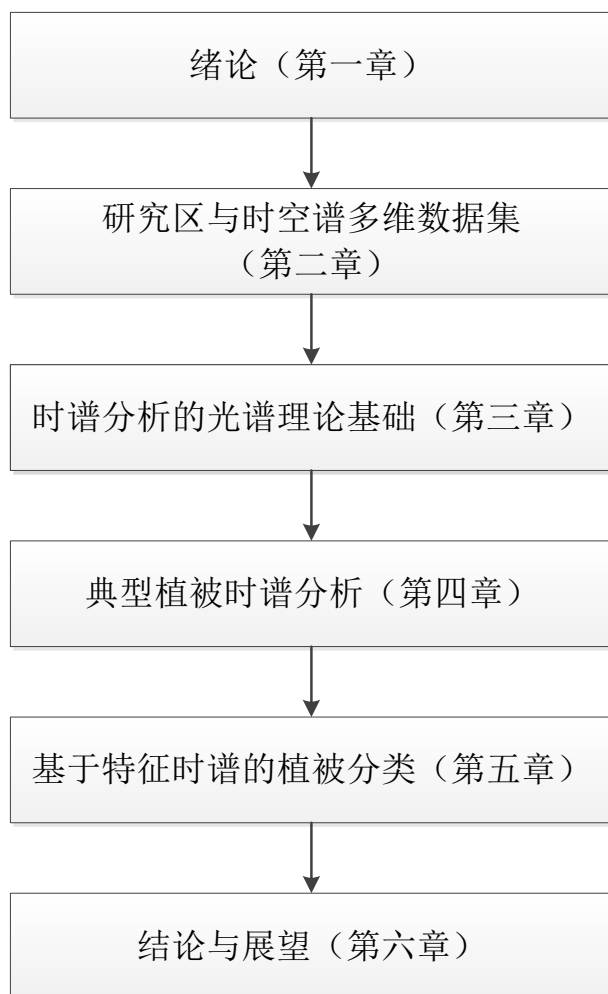


图 1.1 论文的整体结构图

第一章，介绍本文的研究背景与意义，以及研究领域的国内外研究现状，并总结了已有基于时谱的植被分类方法研究的优势和不足，由此引出本文研究内容。

第二章，介绍本文植被时谱分析和分类所用的遥感数据源、时空谱多维数据集的存储结构、构建过程以及光谱、时谱多维分析方法，为本文研究内容提供方法支撑。

第三章，介绍植被以及环境背景的典型光谱特征和主导因素，分析植被在不同时期的光谱曲线差异，从机理变化过程解释不同时相所获取植被光谱间的差异，选择有效的波段或波段组合组成光谱特征参量，为后续时谱分析奠定理论基础。

第四章，以辽宁省朝阳市的四种典型植被类型为例，提取各植被类型的各波段反射率时谱和光谱特征参量时谱，分析各条时谱曲线的变化规律及其所反映的植被生理生态结构变化情况。

第五章，在时谱变化机理分析的基础之上，提取能够最大程度突出不同植被类型间差异的特征时谱子集，将其用于分类，并比较该方法与现有大部分分类方法的分类精度。

第六章，结论与展望。总结全文的实验结论和意义，展望下一步的研究方向。

第二章 研究区与时空谱多维数据集

本章介绍了研究区概况、时空谱多维一体化 SPATS (SPAtial-Temporal-Spectral) 数据结构的存储方式、时空谱多维数据集 (Multipul Dimentional Dataset, MDD) 的构建方法, 以及时间、光谱维信息的提取方法。后续章节的光谱、时谱信息都是基于本章方法进行提取。

2.1 研究区概况

研究区为辽宁省朝阳市。位于东北地区西南部, 辽宁省西北部, 与内蒙古自治区相邻, 地理位置为 $40^{\circ} 31' 45'' \text{N} \sim 42^{\circ} 27' 15'' \text{N}$, $118^{\circ} 43' 45'' \sim 121^{\circ} 22' 40''$, 总面积 19736 平方千米, 所在地理位置如图 2.1。该地区地势以平原为主, 南部环山。研究区属温带大陆性季风气候, 植被季节性特征明显, 是东北地区的主要玉米产地之一, 并且森林、草地的覆盖面积较广。研究区的地势特点和植被类型在东北地区具有典型代表性。

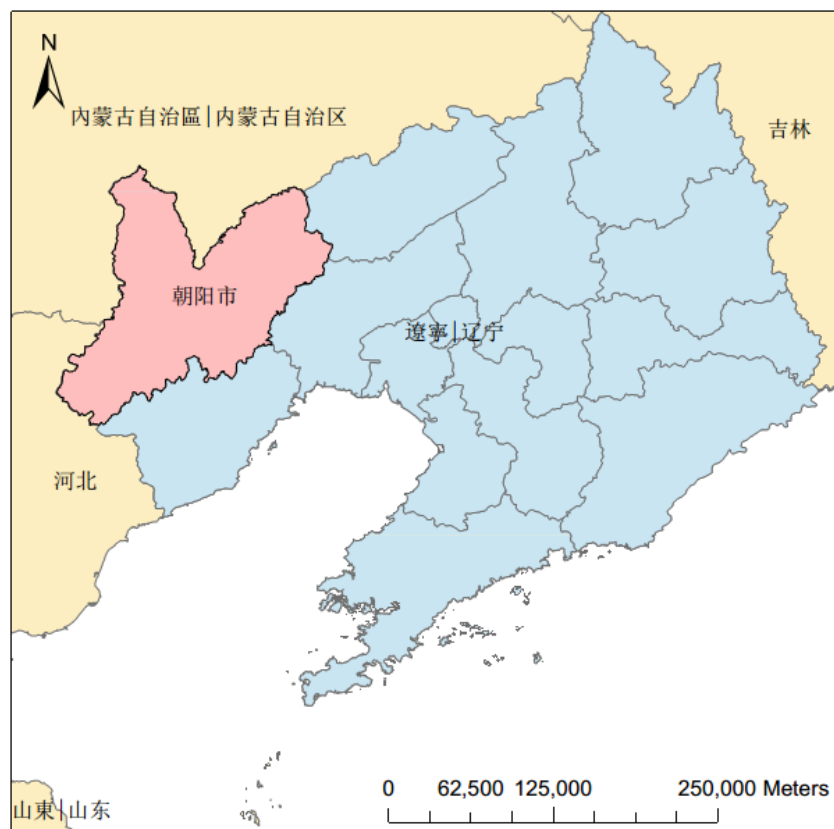


图 2.1 研究区地理位置示意图

研究区主要植被大类可分为耕地、林地与草地。其中，耕地的主要作物类型为玉米，为一年一熟制；林地分为常绿针叶林和落叶阔叶林；草地主要为不同覆盖程度的天然草地。除此之外，非植被覆盖地物主要为房屋建筑和道路。

2.2 时空谱多维数据构建

2.2.1 遥感数据源

为满足研究区分类需求，本文所使用的遥感数据源均为从 USGS 网站获取 2015 年 Landsat 8 可见光至短波红外范围反射率影像。影像空间分辨率为 30 米，时间分辨率为 16 天，各时相对应日期如表 2.1。各波段对应波长如表 2.2。

表 2.1 各时相对应日期

时相	日期	时相	日期	时相	日期	时相	日期
1	1.12	2	1.28	3	2.13	4	3.1
5	3.17	6	4.2	7	4.18	8	5.4
9	5.20	10	6.5	11	6.21	12	7.7
13	7.23	14	8.8	15	8.24	16	9.9
17	9.15	18	10.1	19	10.17	20	11.9
21	11.25	22	12.11	23	12.27		

表 2.2 各波段对应波长范围

波段号	名称	波长范围 (um)
1	深蓝 / Ccoastal	0.433 – 0.453
2	蓝/Blue	0.450 – 0.515
3	绿 / Green	0.525 – 0.600
4	红 / Red	0.630 – 0.680
5	近红外 / Near Infrared	0.845 – 0.885
6	短波红外 1 / Short Wave Infrared 1	1.560 – 1.660
7	短波红外 2 / Short Wave Infrared 2	2.100 – 2.300

由于受到天气情况、太阳天顶角等因素的干扰，Landsat8 影像中普遍存在由云、雪、阴影等引起的异常值。结合 cfmask 数据，对影像中异常值进行插值。对某特定时相影像中异常值进行插值的方法为：

- (1) 检测该时相 cfmask 中标记为非 0 的像元，将该像元标记为问题像元；
- (2) 检测该时相的前后时相，若该问题像元在前后时相对应像元均为非问题像元，则该问题像元反射率值由前后两个时相对应像元的反射率平均值代替；
- (3) 若该问题像元的前后时相对应像元不全为非问题像元，则由该时相出发，向前和向后寻找对应的非问题像元，由距离最近时相的高质量反射率值（或最近的两个时相的高质量反射率平均值）代替。

2.2.2 多维数据存储结构

本文需要从具有海量信息的时空谱数据中提取光谱特征参量和特征时谱，这要求对多时相多光谱数据进行高效的综合存储和分析。传统的遥感数据或按波段排序，或按时间排序，从而得到多波段影像或多时相影像集。在时空谱多维信息综合分析中，这样的存储需要同时打开多个文件并在多个文件中来回读取，降低了信息利用效率。

SPATS (SPATial-Temporal-Spectral) 数据结构采用四维立方体存储模型，将时间、空间、光谱维度的信息综合存储。根据数据存储方式的不同，有五种多维数据存储格式：TSB (Temporal Sequential in Band)、TSP (Temporal Sequential in Pixel)、TIB (Temporal Interleaved by Band)、TIP (Temporal Interleaved by Pixel)、TIS (Temporal Interleaved by Spectrum)。这 5 种多维数据存储结构在不同应用中各具优势，并且相互之间可以实现格式转换。其中，于本文光谱、时谱分析最有利的存储格式是 TSP 和 TIS。

TSP 存储方式的典型应用场景是提取一个或者多个像元点的光谱数据，可用于本文第三章的光谱分析。它的存储结构示意图如图 2.2。

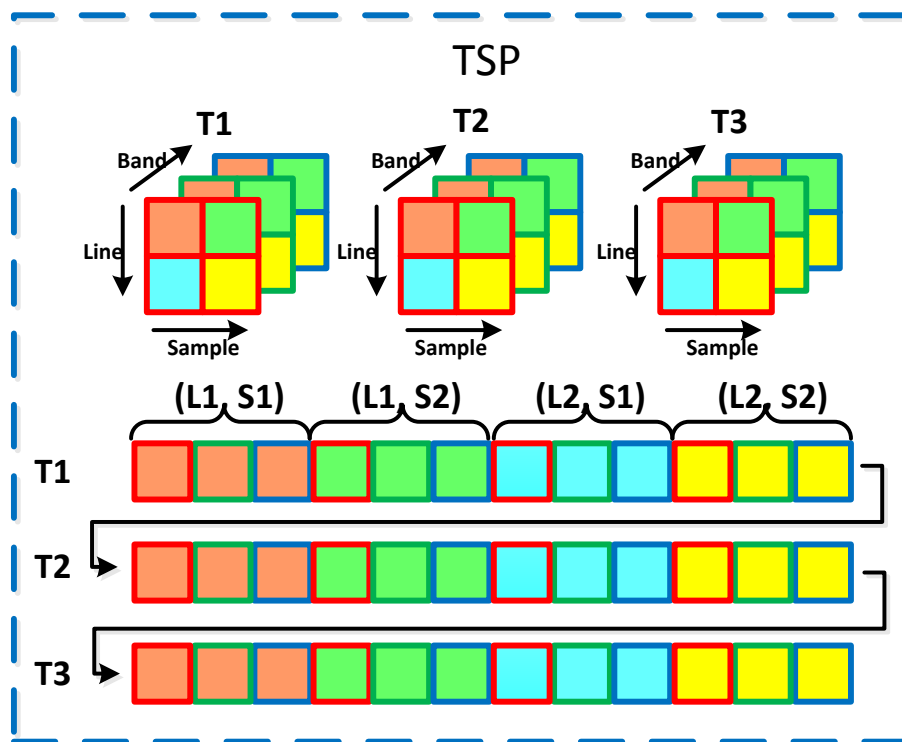


图 2.2 TSP 存储结构示意图

TIS 存储方式的典型应用场景是提取光谱、或光谱特征的时间序列数据，分析地物光谱特征随时间的变化情况，可用于本文第四章的时谱分析。它的存储结构示意图如图 2.3。

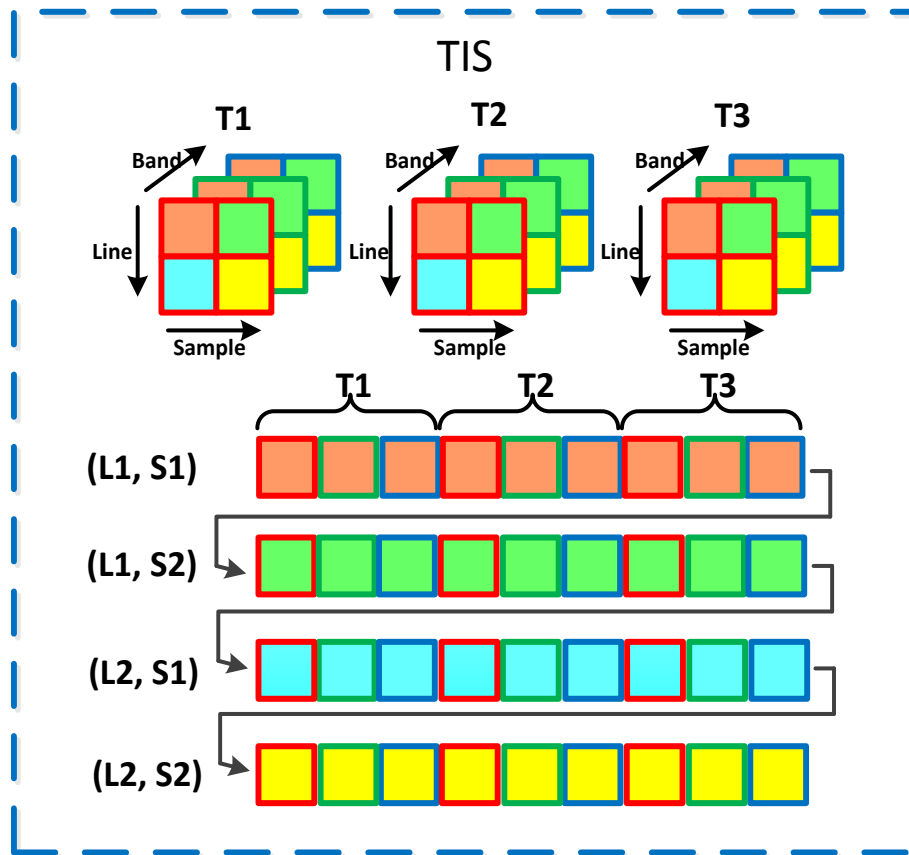


图 2.3 TIS 存储结构示意图

2.2.3 MDD 数据构建方法

时空谱多维遥感数据集 MDD(Multi-Dimensional Dataset)定义为一种 SPATS 数据,数据后缀名为*.mdd。遥感多维分析软件 MARS(Multi-dimensional Analysis for Remote Sensing)用于遥感数据的多维分析,MDA(Multi-dimensional Data Analysis)作为遥感多维分析软件 MARS(Multi-dimensional Analysis for Remote Sensing)的一个独立功能模块,能够将多个不同时间的遥感影像组织成一个 MDD 多维数据集。MDD 数据集的构建方法流程图如图 2.4。

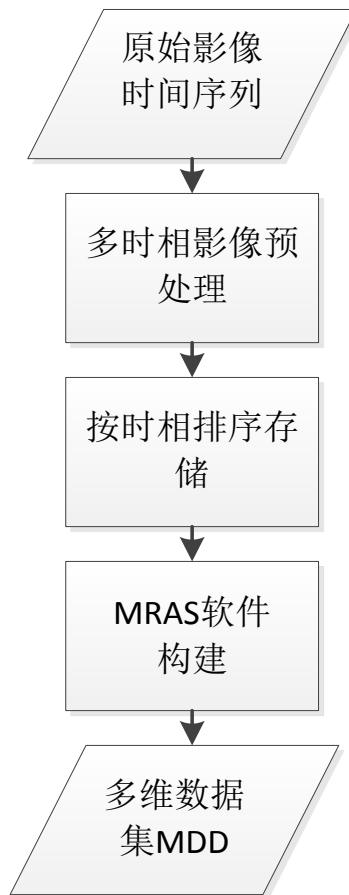


图 2.4 MDD 数据集构建方法流程图

具体方法为：

第一步：对多时相影像进行配准、拼接、裁剪等操作，确保每景影像的空间范围、像元大小一致；

第二步：将同一时相获取的多光谱影像存储在一个文件夹中，并以影像获取时间命名该文件夹，将所有时相的文件夹存放在一个大文件夹下；

第三步：将上一步骤中建立的大文件夹输入 MDD 构建模块，完成构建。

2.3 时谱信息提取

MARS 软件中的 MDA 模块能够对 MDD 数据集进行不同维度的数据分析与显示。在完成多维时空谱一体化数据的构建之后，便可以从 MDD 数据集的时间、光谱维度进行遥感信息的提取。主要包括以下几个方面：

(1) 波段时谱提取。如图 2.5 所示，可以从 MDD 数据的任意空间位置，提取任一波段的反射率在各个时间点的值，提起其随时间变化构成的反射率时谱曲

线。时谱曲线的横轴是时相编号（或日期、月份、年份等），纵轴是 DN 值、反射率或辐亮度。

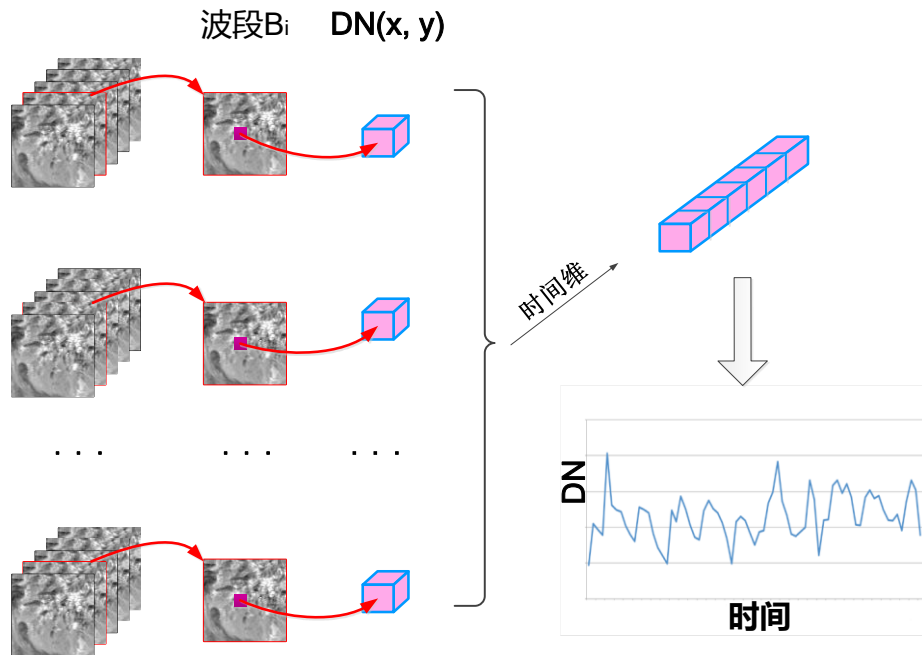


图 2.5 时谱提取示意图

(2) 光谱特征参量时谱提取。光谱特征参量(Spectral Characteristic Parameters, SCP)可以抽象为一幅影像中利用其中若干波段进行函数运算得到的一种新的反映地物目标某种特征的参量。根据特征参量提取方法，对每个时间上的影像提取一个特征参量，然后将这个时序上的特征参量在时间上进行重构，形成一个特征参量时谱立方体。选择特征参量时谱立方体的任意一个空间位置点，可以提取这个位置的特征参量时谱曲线，特征参量时谱曲线与原始反射率的时谱曲线不同，它是原来影像中波段组合运算的结果，包含了多个波段的特征信息，可能对特定目标的信息进行了增强。从 MDD 数据中提取特征参量立方体的示意图如图 2.6 所示。

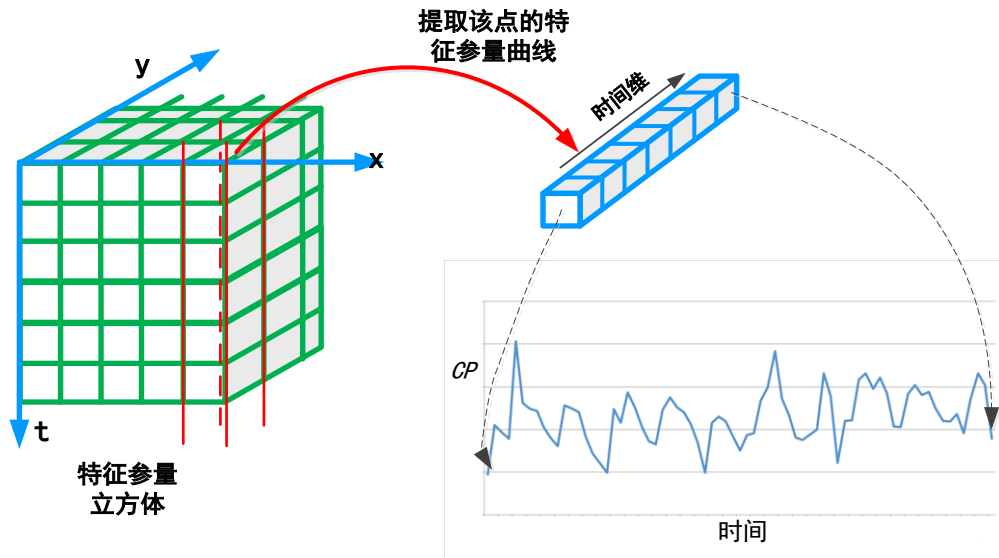


图 2.6 特征参量时谱曲线提取示意图

(3) 光谱提取。光谱分析是进行地物时谱研究的基础。光谱提取是高光谱遥感进行光谱分析的基本操作，这里的光谱提取是为服务于时谱数据的提取，光谱、时谱提取的功能共同组成完整的时-空-谱提取工具。如图 2.7 所示，在进行光谱提取时，首先选定一个时间，然后选择一个区域，这个区域可以是一个点或者是一个矩形，也可以是任意多边形区域，对每个波段相应区域进行提取，按照光谱顺序重新组合形成一个光谱数据。当提取的是一个点区域时，得到的是这个点像元的反射率随波长变化而构成的光谱反射率曲线，光谱曲线的横轴是波长，纵轴是 DN 值，也可以是反射率或者辐射亮度等；当提取的是一个多边形区域，得到的光谱曲线纵轴是该区域内所有像元 DN 值（或反射率、辐射亮度等）的平均值。

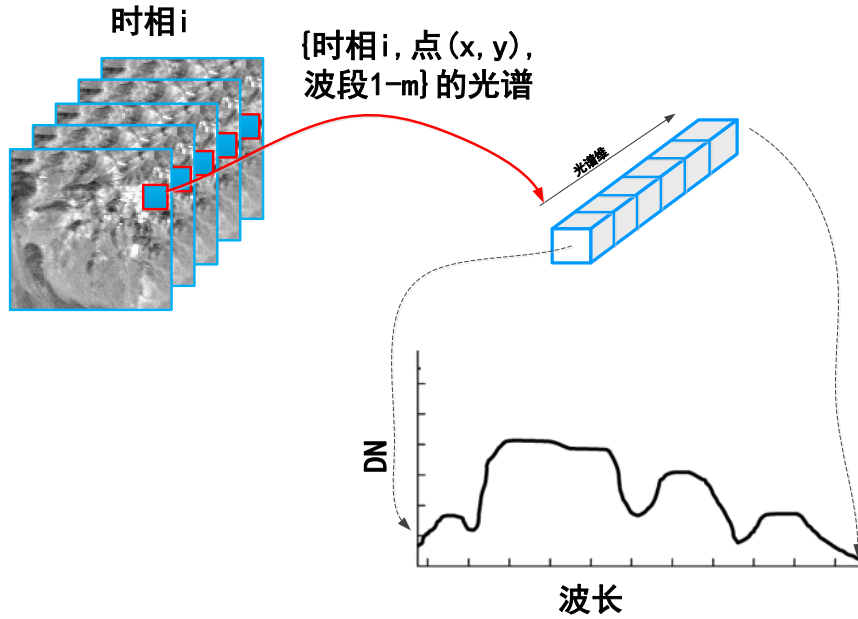


图 2.6 光谱曲线提取示意图

2.4 本章小结

SPATS 是一种对时间-空间-光谱多维信息进行一体化组织的数据，MDD 定义为一种利用这种数据格式进行数据存储和管理的时空谱多维数据集。MARS 软件是一种能够针对时空谱数据进行多维分析的软件，利用 MARS 软件中的 MDA 分析模块，能够根据需要方便地对单波段反射率时谱、光谱特征参量时谱和不同时相的光谱曲线进行提取。这种优势是现有的任何遥感数据格式和分析软件所不具备的。

SPATS 数据存储方式和 MARS 软件多维分析功能的实现大大提高了对遥感数据进行多维信息提取和分析的效率，为本文后续光谱分析和时谱分析提供了极大的便利。具体的，本文将通过 MDD 数据集和 MARS 分析软件实现以下功能：

(1) 将离散的多时相多波段的 Landsat 8 反射率影像组织成一个 MDD 一体化多维数据集，将多个文件组织成一个文件，以便从不同的维度对其进行信息提取。

(2) 从一体化多维数据集 MDD 中提取不同时期的光谱立方体，从光谱立方体中提取像元在不同时期的反射率光谱曲线，以便进行地物在不同时期的光谱差异分析，为地物时谱变化规律分析打下基础。

(3) 从一体化多维数据集 MDD 中提取不同波段的时谱立方体，从时谱立

方体中提取像元在不同波段的反射率时谱曲线,用于进行地物各波段反射率时谱变化规律及机理分析。

(4) 从一体化多维数据集 **MDD** 中提取各项光谱特征参量的时谱立方体,从时谱立方体中提取像元的光谱特征参量时谱曲线,用于进行地物光谱特征参量时谱变化规律及机理分析。

(5) 对各波段反射率时谱立方体和光谱特征参量时谱立方体进行组合,用于综合分析与分类应用。

第三章 时谱分析的光谱理论基础

所有的植被具有基本的光谱反射特性,并且每种光谱特性都有其主导控制因素。当这些因素发生变化,植被光谱特性随之发生变化。因此,分析植被光谱特征及其主导因素,对于分析时谱变化规律及其机理是十分必要的。除此之外,由于植被生长在土壤中,人们所获取的植被点光谱或影像光谱还会受到土壤背景光谱的影响。

本章首先介绍光谱分析的基本原理和方法,然后论述典型植被和土壤的光谱特征,并以辽宁省朝阳市地区种植的玉米为例,分析不同时期玉米光谱的差异及其影响因素,最后,在此基础上,提取光谱特征参量,以突出植被在不同时期的差异,为后续时谱分析提供理论基础。

3.1 光谱分析理论与方法

每种地物都以其固有的特性与到达地面的太阳辐射发生散射和吸收的相互作用,地物散射和吸收电磁波的特征是随波长而变化的。其中,遥感传感器接收和记录地物反射的太阳辐射称为反射率光谱。地物的光谱反射率随波长发生变化所形成的曲线称为光谱反射率曲线。

一般的光谱数据包含几十个甚至上百个波段的反射率信息,虽然有助于对地物光谱进行更加细致的分析,但是,大量波段必然导致数据冗余。数据冗余不但降低数据处理的效率,更严重的问题是,会导致分析准确度的下降。实际的分析中,往往不需要使用全部波段的光谱数据。为了提高光谱分析的效率,保证分析精度,常常需要对光谱数据进行降维,用较少的综合变量来代替原有的多波段信息。常用的降维方法分为两种,即特征选择和特征提取。

3.1.1 特征选择方法

地物在可见光-短波红外波段范围内的光谱反射率曲线都具有其诊断性的特征,这些特征是由于不同波段光谱反射率之间存在一定差异和某些数量关系而形成。光谱特征参量选择即从原始光谱曲线中挑选若干波段,对其进行组合,使其能够反映地物的诊断性光谱特征,最大限度地区别于其他地物。

特征波段的选择一般是基于对特定地物光谱特性的先验知识或纯光谱特征的分析。在进行光谱分析和特征波段选择时，一般首先获取地物的实测光谱数据，对其进行分析，以得到某些诊断性的光谱特征，然后，将这些特征的相关波段提取出来，作为特征波段，特征波段的选择方式分为两种：光谱特征位置搜索和光谱距离统计。

光谱特征位置搜索需要首先进行包络线去除，图 3.1 展示了某土壤反射率光谱进行去包络线前后的曲线对比。从图 3.1 可看出，经过去包络线处理的光谱曲线吸收特征更为明显。

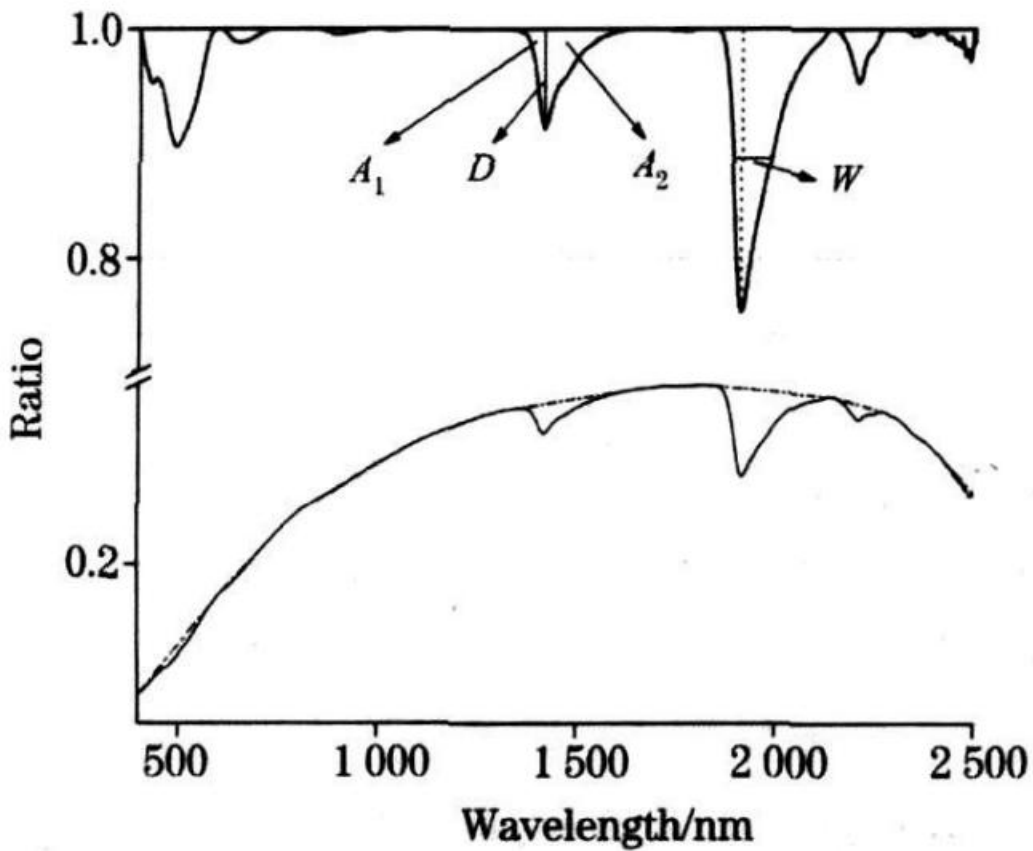


图 3.1 包络线去除前后的土壤反射率光谱曲线(刘焕军 et al. 2008)

光谱距离统计方法利用不同的准则判断各波段反射率的可分性。具体的，计算待区分目标的特征向量之间的距离，可采用马氏距离等相似性度量。图 3.2 展示了白云石和高岭石的光谱反射率曲线，从可分性角度而言，2.17 μm 和 2.38 μm 波长附近是两个距离较大的波段，可以提取为特征波段。

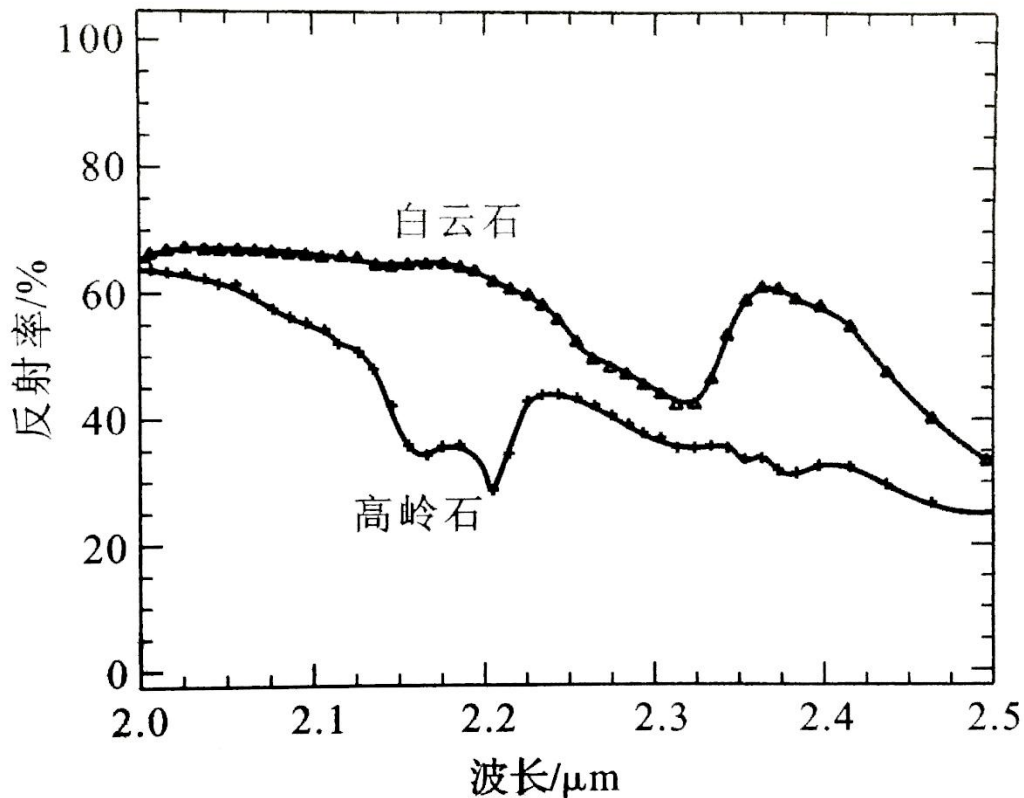


图 3.2 白云石和高岭石的反射率光谱曲线

一般情况下，在提取特征波段完成之后，需要对这些波段的光谱反射率进行特定数值运算，用于描述对光谱特征进行参量化描述。光谱特征参量化包括四种方法，分别是：光谱斜率和坡向计算、光谱二值编码、吸收指数、光谱导数和光谱积分和光谱曲线函数模拟。

光谱斜率和坡向即模拟一段近似于直线段的光谱曲线，将这条模拟直线的斜率定义为光谱斜率。若光谱斜率为大于零，则坡向为正；若斜率小于零，则坡向为负；若斜率等于零，则坡向为平。

光谱二值编码的一个简单方法为对将光谱曲线分成若干段，对光谱曲线进行分段编码，编码的具体形式为：设定某一阈值，若某一波段的光谱反射率大于该阈值，则编码值为 1，若某一波段的光谱反射率小于该阈值，则编码值为 0。除了这种简单的分段编码，还可以将二值编码扩展为多门限编码，即编码的取值范围可为两位、甚至多位二进制数。此外，不仅可以对单波段进行编码，还可以对相邻波段组合进行编码，即利用相邻波段间的差值、比值来进行编码。

光谱吸收指数用于描述光谱曲线中的吸收特征。光谱吸收特征可由吸收谷点与谷点两侧的肩部点构成。图 3.3 展示了光谱吸收指数的示意图。光谱吸收指数可由以下几个参量进行定义：吸收位置（即光谱吸收谷中，反射率达到最低值的波长）、吸收深度（某一吸收谷中，反射率到归一化包络线的距离）、吸收宽度（最大吸收深度一半处的光谱带宽 FWHM (Full Width at Half the Maximum Depth)）。除以上三项定量化指数，还可利用对称性对吸收特征进行描述，光谱吸收特征对称性定义为：某一光谱吸收谷中，吸收位置右侧区域面积与左侧区域面积比值的常用对数。

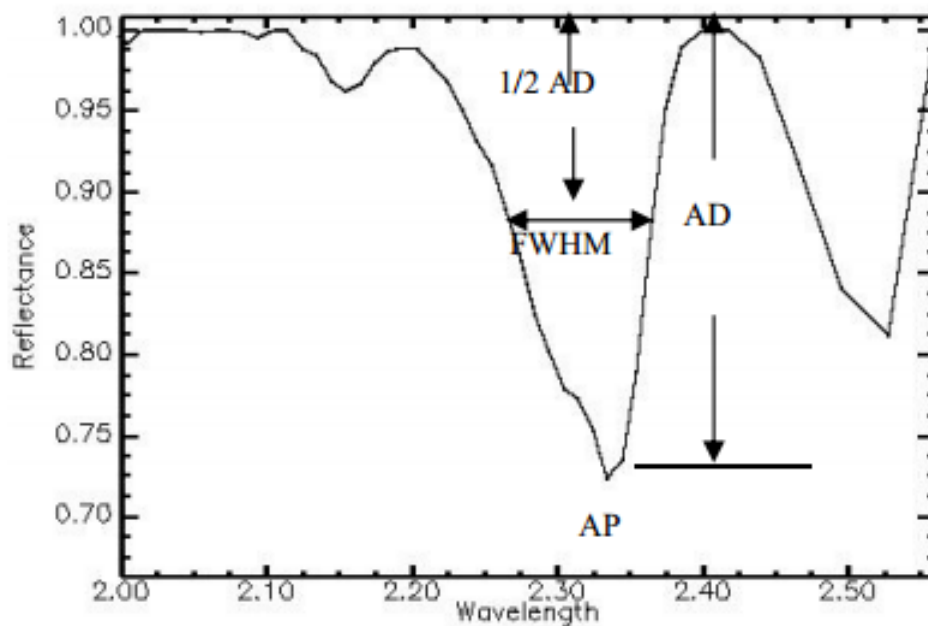


图 3.3 光谱吸收特征参量化

光谱导数即将光谱反射率对波长进行求导，光谱导数能够部分消除大气效应和植被光谱中土壤背景的影响。光谱积分即为求取光谱曲线在某一波段范围内的积分。

光谱曲线函数模拟即为利用特定的函数对某些地物光谱曲线（或曲线中的某一段）进行逼近，函数模拟不仅可以对曲线的波形变化进行定量的描述和模拟，还能够起到曲线平滑和去噪的作用。并且，将一系列离散的光谱离散点表示为特定的数学函数，能够使该段曲线的光谱特征更具稳定性和代表性。一个典型的光谱曲线函数模拟的例子是利用倒高斯曲线模拟植被“红边”处的光谱反射特征，如图 3.4 所示。

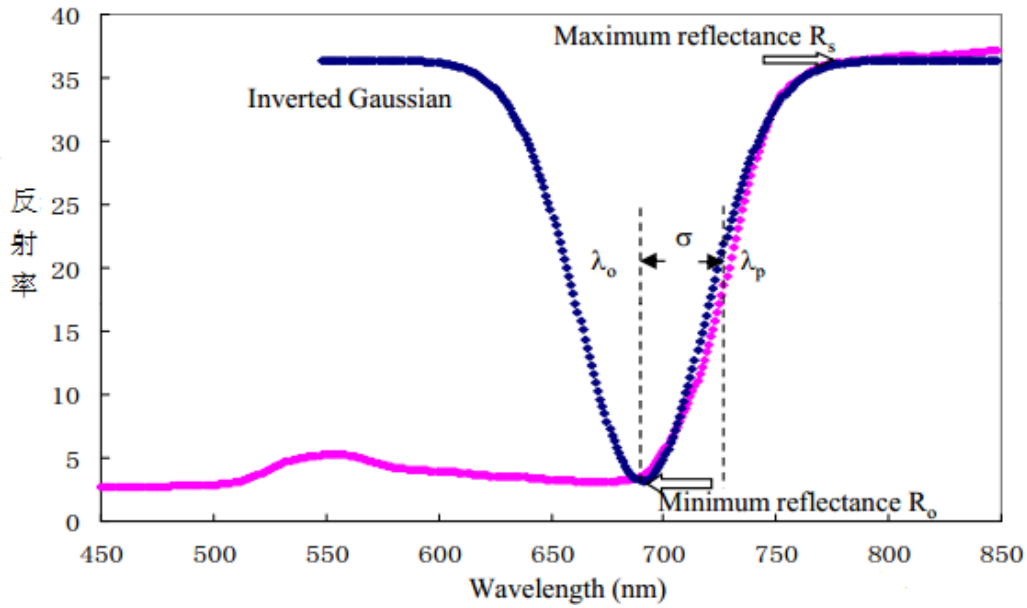


图 3.4 倒高斯函数模拟植被“红边”

3.1.2 特征提取方法

3.1.2.1 主成分分析 (PCA)

PCA 变换 (Principle Component Analysis) 也称为主成分分析 (Jolliffe 2002), 是一种线性变换, 变换后各主成分分量间彼此不相关, 成分编号越小, 所包含的信息量越多, 并且, 主成分包含的信息量随编号增大而减少。主成分的提取方法为:

假如我们希望利用 Z_1 代替原来的 p 个变量, 这就要求尽可能多地反映原来变量的信息, 这里所说的信息用 Z_1 的方差 $\text{Var}(Z_1)$ 来表达。 $\text{Var}(Z_1)$ 越大, 表示包含的信息越多。在满足一定约束条件的情况下, 使 $\text{Var}(Z_1)$ 达到最大, 则 Z_1 为第一主成分。

若第一主成分不足以代表原来个变量的大部分信息, 需要考虑第二个成分 Z_2 。为了更有效地代表原变量的信息, 第一主成分中已包含的信息不应再出现, 从统计学角度来讲, 就是要求 Z_1 与 Z_2 的协方差为零。这也就是说, 在满足以上约束条件的情况下, 使 $\text{Var}(Z_2)$ 达到最大, 则 Z_2 为第二主成分。

3.1.2.1 最大噪声分离 (MNF)

PCA 变换是基于信息量的种正交线性变换一种正交线性变换,但是,信息量大的主成分分量信噪比不一定高,当某个信息量大的主成分中包含噪声的方差大于信号的方差时,该主成分分量形成的图像质量很差,且保留含有大量噪声的主成分分量会造成数据压缩质量下降。最大噪声分离 (Maximum Noise Fraction) (Liu et al. 2009)变换使变换后的各成分不是按照方差大小,而是按照信噪比大小进行排序,变换后的成分编号越小,信噪比越高,编号越大,信噪比越低。MNF 的变换方法为:

首先利用低通滤波方法,从原始数据中将噪声分离出来,然后计算原始数据与噪声数据的协方差矩阵,计算噪声协方差矩阵的逆矩阵与原始数据协方差矩阵的矩阵积,并计算其相应的特征值,使特征值满足随编号依次递减。

3.2 植被和土壤典型光谱特征分析

3.2.1 植被光谱

图 3.5 展示了绿色植被的光谱响应曲线。在可见光波段内,植被光谱特性主要受到色素的支配,比如叶绿素、叶黄素、花青素。叶绿素在典型健康植被中起主导作用,它在以 $0.45\mu\text{m}$ 为中心的蓝波段和以 $0.67\mu\text{m}$ 为中心的红波段强烈吸收辐射能,而在绿波段吸收相对较少,从而形成反射峰,因而大多数健康植物呈现绿色。

在近红外波段内,植被光谱特性取决于叶片内部细胞结构和冠层结构。近红外的反射和透射能很强,近红外在叶片腔内细胞空隙形成多次散射,在植被冠层,多层叶片也提供了多次透射和反射的机会。因此,植被在近红外波段形成高反射。植被“红边”是在指红光区到近红外高反射肩之间,植被光谱响应陡然增加的这一窄条带区,是植被的典型光谱特征。

在短波红外波段,植被光谱特征受含水量的控制。由于 $1.4\mu\text{m}$ 、 $1.9\mu\text{m}$ 、 $2.7\mu\text{m}$ 为水吸收带,植被在这三个波段内存在吸收谷,位于吸收谷之间的 $1.6\mu\text{m}$ 和 $2.2\mu\text{m}$ 处有两个反射峰。

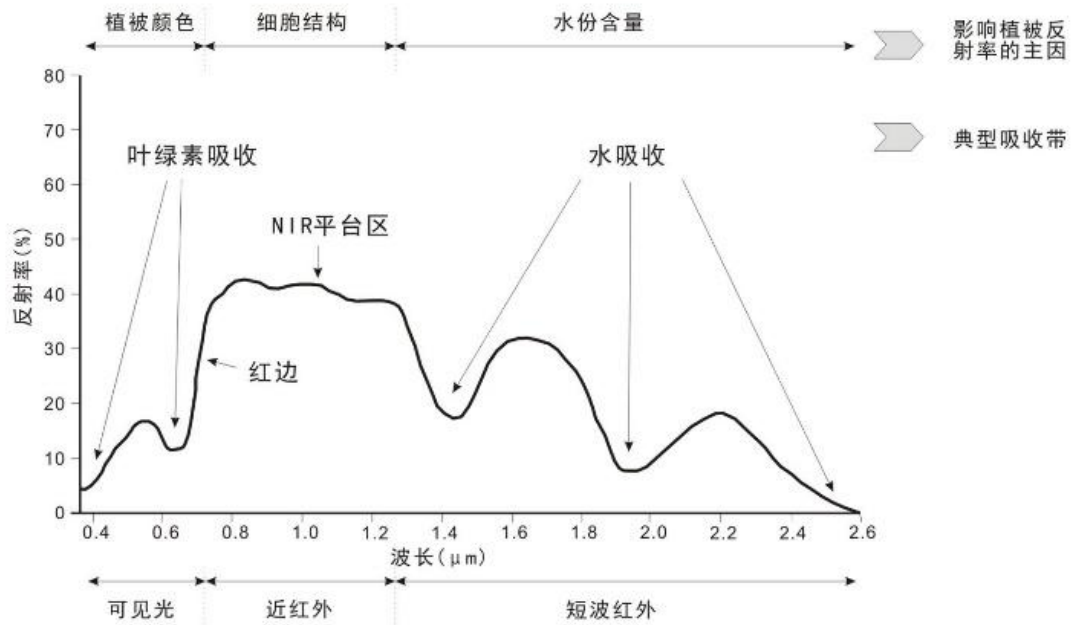


图 3.5 绿色植被的光谱响应曲线(赵英时 2003)

3.2.2 土壤光谱

图 3.6 展示了三种不同类型土壤的光谱曲线。土壤是一种复杂的混合物，土壤母质由多种矿物组成，除此之外，土壤的光谱反射特征还与含水量、有机质、土壤颗粒大小有关。因此，风化程度、湿度、成分不同的土壤均有可能表现出不同的光谱特性。总的来看，土壤的光谱曲线没有明显的“波峰”、“波谷”特征，一般都是反射率随着波长的增加而增加，并且这种趋势在可见光波段和近红外波段尤为明显。裸露土壤的可见光反射率通常高于植被，而近红外反射率则明显低于植被。

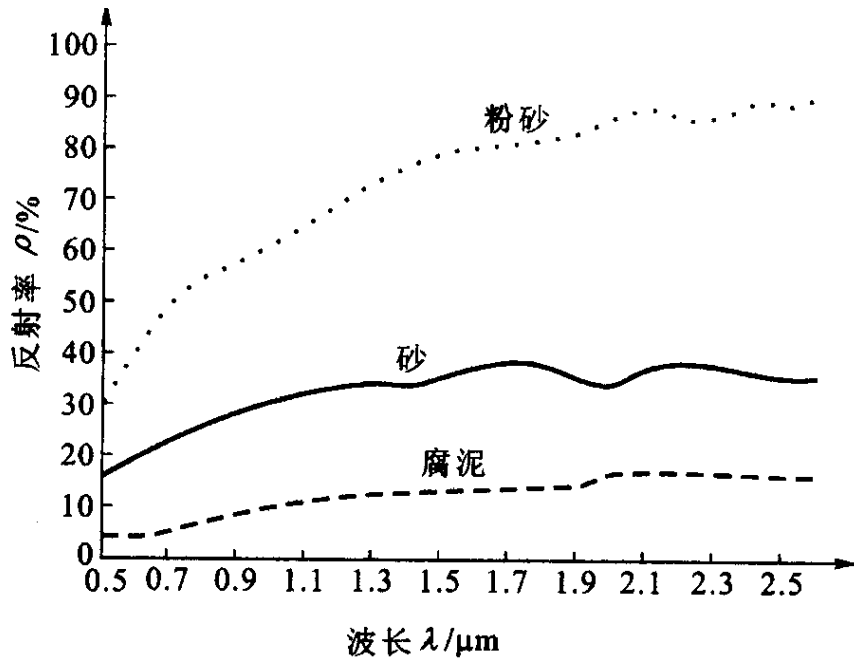


图 3.6 土壤的光谱响应曲线(赵英时 2003)

3.3 不同时期植被光谱分析

通过 3.2.1 节分析可知, 植被光谱特性主要与叶绿素、细胞结构、冠层结构和含水量有关。而植被生长期内时刻发生变化, 这意味着以上因素也必然发生变化, 导致光谱特性的改变。由于植被与土壤往往以混合像元的形式存在于遥感影像中, 因此将二者的光谱变化作为整体进行分析。作物是一种物候变化特征明显的植被, 并且在特定时期内受外部环境的影响, 表现出土壤的光谱特征。图 3.7 以辽宁省朝阳市种植的玉米为例, 展示了 5 月 20 日、6 月 5 日、6 月 21 日、7 月 7 日、7 月 23 日、8 月 24 日、9 月 9 日获取的 Landsat 8 影像上某玉米像元的光谱曲线。根据野外调查和地面物候站点观测数据, 5 月 20 日作物尚未出苗, 6 月 5 日作物已出苗, 6 月 21 日处于作物拔节期, 7 月 7 日、7 月 23 日处于抽穗期前后, 8 月 24 日处于灌浆期和乳熟期前后, 9 月 9 日完成收割。

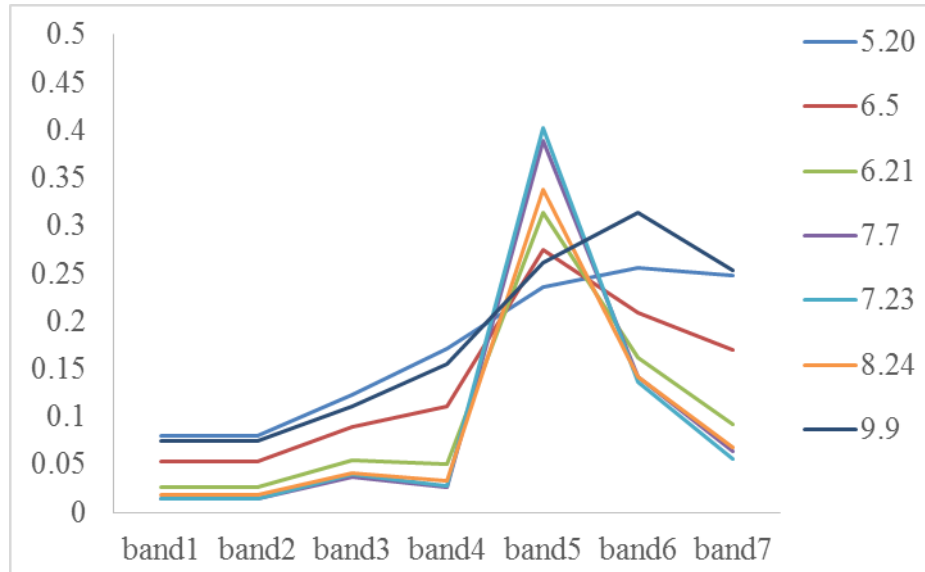


图 3.7 不同时期获取的作物光谱曲线

分析图 3.7 可知，作物未出苗时，像元表现出土壤的光谱特征，可见光波段无明显吸收特征，近红外和短波红外反射率较高；当作物出苗，开始产生叶绿素进行光合作用，蓝波段和红波段反射率下降，同时细胞结构、叶层数和含水量开始变化，近红外反射率上升，短波红外反射率下降；拔节期前后，由于作物快速生长，各波段反射率相比上一时期发生较大变化，像元表现出明显的植被特征；抽穗期为全年冠层最为茂盛、叶绿素、水分含量最丰富时期，蓝波段、红波段、短波红外反射率为全年最低，近红外反射率为全年最高；在灌浆期和乳熟期，叶片的养分开始向穗部转移，叶片开始衰老、枯萎、脱落，近红外反射率下降，冠层的叶绿素不断减少，红波段、蓝波段反射率上升，含水量减少，短波红外反射率上升；作物成熟完成收割后，像元重新表现出土壤的光谱特征。

3.4 植被光谱特征参量选择

根据 3.3 节分析，不同时期获取的植被像元表现出的光谱特征将随植被生长过程而发生变化。其中，蓝波段、红波段、近红外、短波光波的变化最为明显。然而，单波段的光谱反射率往往容易受到噪声等因素的干扰，并且，不同波段之间具有一定相关性，利用某些波段进行组合，能够突出变化信息，同时减少数据冗余。特别是某些波段反射率的数量关系随时间发生变化，这种明显的变化特征应该被优先考虑应用于光谱特征参量的构建。

由于蓝波段和红波段随叶绿素增加而下降，与绿波段形成反射峰，可以利用蓝波段、红波段与绿波段的反差组成光谱特征参量。注意到图 3.3 中，虽然蓝波段反射率变化明显，但绿波段反射率同样发生变化，而这两个波段反射率的数量关系并不随时间发生明显改变。红波段反射率的变化速度则明显大于绿波段和蓝波段，在植被发育程度不高的阶段，红波段反射率往往大于绿波段反射率，当植被发育到较高水平，红波段反射率低于绿波段反射率。因此，利用绿波段和红波段反射率的差值来反映植被生长发育水平是比较合适的。综上，利用公式 (3-1) 计算植被光谱特征参量 G_R 。由于这两个波段的反射率主要由叶绿素决定，并且叶绿素含量越大，红波段反射率越低，因此， G_R 越高，代表叶绿素含量越高。

$$G_R = \rho_{\text{band3}} - \rho_{\text{band4}} \quad (3-1)$$

式中， ρ_{band3} 和 ρ_{band4} 分别为绿波段和红波段的光谱反射率值。

近红外反射率与短波红外反射率的变化幅度相比可见光反射率更大。典型植被的近红外反射率远高于短波红外反射率，而土壤的近红外反射率与短波红外反射率值相近，甚至低于短波红外反射率。因此，近红外和短波红外反射率的差值能够反映植被不同的生长阶段。注意到图 3.3 中，虽然波段 6 和波段 7 均为短波红外，但是波段 6 与波段 5 的数量关系变化更为明显。综上，利用公式 (3-2) 计算植被光谱特征参量 N_SWIR 。由于近红外波段反射率反映细胞结构和冠层变化，短波红外反射率反映含水量变化，而植被生长发育过程中，细胞结构、冠层的变化与含水量的变化往往正相关，因此， N_SWIR 越高，代表植被细胞和冠层结构水平越高，含水量越高。

$$N_SWIR = \rho_{\text{band5}} - \rho_{\text{band6}} \quad (3-2)$$

式中， ρ_{band5} 和 ρ_{band6} 分别为近红外波段和短波红外波段（波段 6）的光谱反射率值。

近红外波段与红波段为植被“红边”相关波段，当作物快成熟时，“红边”向长波方向移动，“红边”的位移可以指示植被叶绿素的变化和植被物候期。Landsat 8 卫星不具有高光谱分辨率，因此获取的光谱曲线不能反映“红边”的位移。但是，“红边”位移现象的原因是相关波段反射率数值关系的变化，而近红外与红波段反射率数值关系的变化能够被遥感数据记录下来。具体的，红波段反射率随植被发育程度而降低，近红外反射率随植被发育程度而升高，因此，可以利用二

者差值来反映植被生长发育水平。综上，利用公式（3-3）计算植被光谱特征参量 N_R 。由于近红外波段反射率反映细胞结构和冠层变化，红波段反射率反映叶绿素变化，而植被生长发育过程中，细胞结构、冠层的变化与叶绿素的变化往往正相关，因此， N_R 越高，代表植被细胞和冠层结构水平越高，叶绿素含量越高。

$$N_R = \rho_{\text{band5}} - \rho_{\text{band4}} \quad (3-3)$$

式中， ρ_{band4} 和 ρ_{band5} 分别为红波段和近红外波段的光谱反射率值。

3.4 本章小结

植被的光谱反射特性与叶绿素、冠层结构、细胞结构、含水量有关，除此之外，还受到背景光谱的影响。对于植被来说，主要的背景是土壤。因此，了解土壤的光谱特征对于植被光谱分析也十分重要。本章从典型植被和土壤的反射率光谱特性出发，系统分析了健康绿色植被的光谱特性，并以辽宁省朝阳市种植的玉米为例，分析了不同时期的玉米光谱差异以及造成光谱差异的主要影响因素，在此基础上，利用特征选择的方法，提取了三项光谱特征参量，用于描述植被光谱特征并凸显差异。具体内容如下：

（1）植被在可见光、近红外、短波红外的光谱特征分别取决于色素、细胞及冠层结构和含水量。叶绿素在蓝波段和红波段具有强吸收带，使得植被在绿波段形成反射峰；叶片对近红外吸收较少，且能够透射近红外，因而叶片内部细胞间隙和冠层中叶片的间隙为近红外提供多次散射机会，从而使植被在近红外波段具有高反射肩；植被体内水分在短波红外波段具有强吸收带，因此植被在短波红外反射率较低。土壤光谱反射率总体呈现随波长增加而增加的趋势，没有明显的波峰和波谷特征。

（2）植被的叶绿素、细胞结构、冠层结构和含水量随生长发育期而变化，植被光谱特性随之发生变化。在植被发育程度较高的阶段，呈现典型的植被光谱特性；在发育程度较低或衰老阶段，植被的光谱特征发生变化，并且受土壤光谱特征影响较大。

（3）单波段的光谱反射率容易受到噪声干扰，利用波段组合形成光谱特征参量比较稳定，并且不同时相的光谱特征参量之间的差异可以突出某些变化信息，具体的，绿波段和红波段反射率的差值 G_R 能够反映叶绿素含量；近红外与短

波红外反射率的差值 N_{SWIR} 能够反映植被细胞、冠层结构和含水量；近红外与红波段的差值 N_R 能够反映冠层、细胞结构和叶绿素含量。这些光谱特征参量不仅可以以一个综合变量描述多波段信息，还可以减少数据冗余，提高光谱和时谱分析的精度和效率。

第四章 典型植被时谱分析

地物都有随时间发生变化的过程, 植被由于具有物候行为, 表现出典型的周期性变化的规律。植被的时谱变化规律是由植被叶片、冠层结构, 以及外部环境影响的变化情况决定的。每种植被类型都具有特有的生长和发育规律, 从而决定了其独有的时谱特征。研究植被时谱, 对于理解和描述植被变化机理具有重要意义。植被时谱可以分为单波段反射率时谱和光谱特征参量时谱, 由于单波段反射率往往容易受到噪声干扰, 并且某些反射率时谱之间存在较强相关性, 光谱特征参量较为稳定, 并且能够对植被的某些信息进行综合表达。因此, 对反射率和光谱特征参量时谱进行综合分析, 往往能够得到比较全面的变化信息。

本章以辽宁省朝阳市的四种典型植被类型为例, 根据地理国情普查成果数据, 选取大片地物中心的若干像元作为典型植被样本点, 提取玉米、阔叶林、针叶林、草地四种植被的反射率时谱和光谱特征参量时谱曲线, 结合实地调查所得植被物候变化规律, 研究时谱变化规律及其机理。

4.1 植被反射率时谱分析

4.1.1 玉米反射率时谱

图 4.1 展示了玉米 7 个波段的反射率时谱。其中, 第一波段至第四波段为可见光波段, 其反射率时谱由叶绿素主导; 第五波段为近红外波段, 其反射率时谱由冠层结构和细胞结构主导; 第六、七波段为短波红外波段, 其反射率时谱由水分主导。

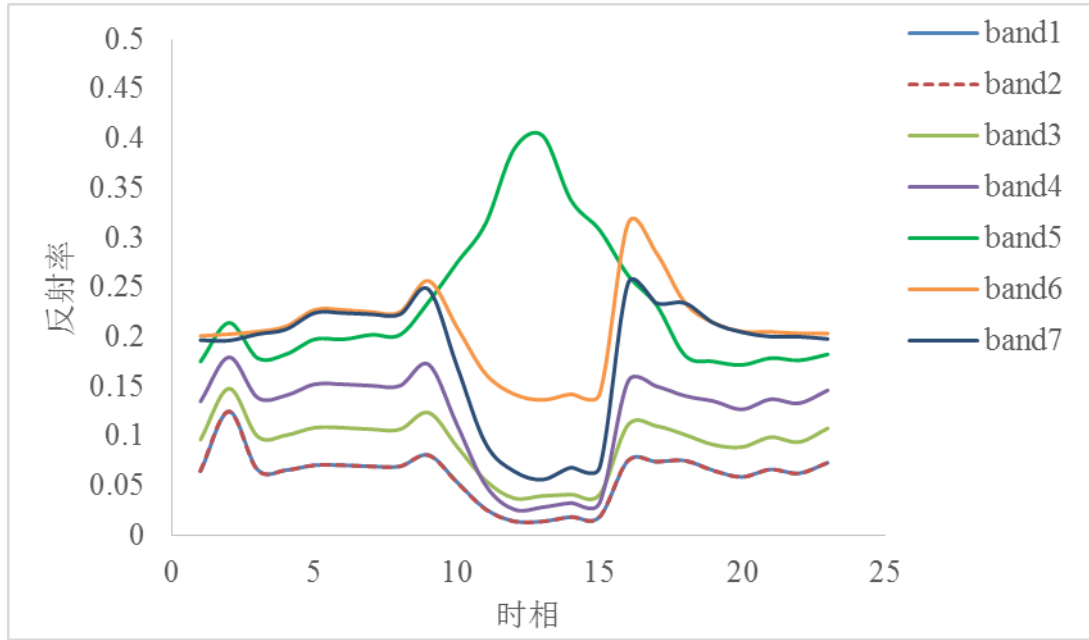


图 4.1 玉米的反射率时谱

(1) 可见光反射率时谱

深蓝波段与蓝波段反射率时谱重合，可能与 Landsat 8 传感器对这两个波段的响应情况有关，因此，在下文中，只对蓝波段反射率时谱进行分析。蓝、绿、红三波段反射率时谱变化规律相似：

在第 1 至第 3 时相，反射率存在一个小“波峰”，结合真实情况，植被在这一时期不生物候行为，因此，此“波峰”很可能是由于第 2 时相的土壤情况改变造成的。

在第 3 至第 8 时相，反射率较为平稳，无明显变化，这说明这一时期耕地情况比较稳定。

第 8 至第 9 时相反射率略上升，结合玉米物候，可能是由于此前耕地地表有少量杂草覆盖，农民在播种前，对耕地进行除草、精细整理等行为，土壤情况发生改变。

第 9 至第 12 时相，反射率下降，这说明在这一时期，玉米生长，光合作用不断增强，叶绿素含量不断上升，对应玉米的三叶、七叶、拔节等物候期。

第 12 至第 15 时相，反射率降至全年最低，且保持在较低值，无明显变化，这一时期，玉米叶绿素含量为全年最大值。

第 15 至第 16 时相，反射率上升，这说明叶绿素含量在这一时期减少，对应玉米进入乳熟期后，叶片不断衰老、枯萎、脱落。

第 16 至第 23 时相，反射率较高，可能的原因是玉米收割完成后，地表植被覆盖度低，表现出土壤的光谱特征。

(2) 近红外反射率时谱

玉米的近红外反射率时谱总体呈现先上升后下降的趋势，具体的：

在第 1 至第 8 时相，近红外反射率无明显变化，年初的“波峰”可能是由土壤造成的，这一时期，作物尚未播种，地表覆盖基本保持不变。

在第 8 至第 13 时相，近红外反射率不断上升，这对应玉米从出苗到抽穗期，叶片细胞内部结构不断发生变化，冠层叶片不断生长，叶层和叶面积指数不断增加，使近红外的散射机会不断增多。在第 13 时相，近红外反射率为全年最高值，这对应全年冠层最茂盛的时期。

第 13 至第 18 时相，近红外反射率不断下降。这是因为玉米在第 13 时相后逐渐进入灌浆期，叶片养分向穗部转移，随后叶片开始衰老、脱落，冠层的叶片减少，近红外的散射次数随之减少，因而反射率下降。

第 18 至第 23 时相，近红外反射率较低且无变化，原因是地表基本无植被覆盖。

(3) 短波红外反射率时谱

玉米在短波红外波段的反射率时谱变化规律与可见光波段的反射率时谱变化规律基本一致。这是因为在正常情况下，玉米体内水分的变化情况与叶绿素的变化情况呈正相关。值得注意的是，在第 16 时相至第 19 时相，短波红外反射率下降，此后保持平稳。可能的原因是玉米收割后土壤含水量较少，此后，由于天气、土壤结构变化等因素，水分含量逐渐增多，反射率逐渐下降。第 19 时相之后，土壤含水量保持相对平稳。

4.1.2 阔叶林反射率时谱

图 4.1 展示了玉米 7 个波段的反射率时谱。总体来看，阔叶林的可见光反射率时谱与短波红外反射率时谱变化情况相似，先降低后升高，近红外反射率时谱相反，呈现先升高后降低的趋势。

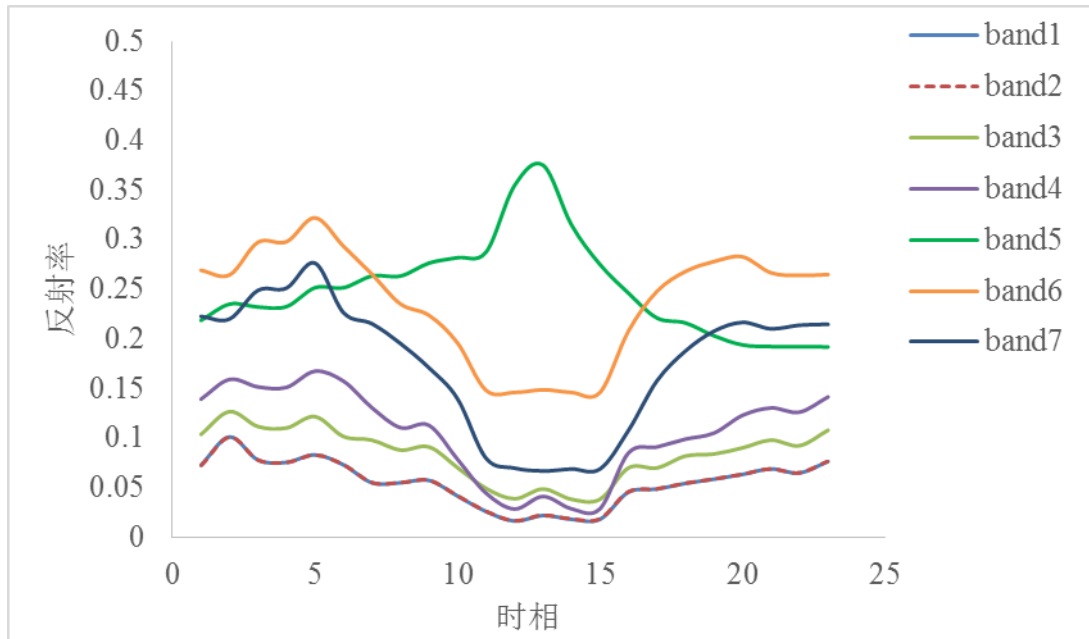


图 4.2 阔叶林的反射率时谱

(1) 可见光反射率时谱

阔叶林的深蓝波段和蓝波段反射率时谱重合，并且与绿、红波段变化趋势一致。

第 1 至第 5 时相，可见光反射率无明显变化，说明这一时期阔叶林未开始生长。

第 5 至第 11 时相，可见光反射率下降，说明从第 5 时相开始，阔叶林叶片萌芽，不断合成叶绿素进行光合作用。

第 11 至 15 时相，可见光反射率保持在全年最低值且无明显变化，说明这一期间为植被成熟期，叶绿素含量最大，光合作用在这一阶段为全年最强。

第 15 至 16 时相，可见光反射率上升，说明叶绿素在这一时期迅速分解，叶片转黄。

第 16 至 23 时相，可见光反射率缓慢上升，可能的原因是叶绿素持续分解，并且逐渐脱落，地表被落叶覆盖导致叶黄素等色素的光谱特征明显。

(2) 近红外反射率时谱

阔叶林的近红外反射率时谱总体呈现先上升后下降的趋势。

第 1 至 4 时相，近红外反射率比较平稳。

第 5 时相至第 11 时相，近红外反射率缓慢上升，说明叶片萌芽，并且叶片细胞结构缓慢发生改变。

第 11 至 13 时相，近红外反射率迅速升高，说明在此期间，叶面积指数和叶层迅速增加，冠层结构发生快速改变，第 13 时相为全年近红外反射率最高，说明这一时期为阔叶林植被最茂盛时期。

第 13 至 19 时相，近红外反射率迅速降低，说明在此期间，叶片开始衰老，细胞结构改变，并且叶片逐渐脱落，叶层数量开始减少。

第 20 时相以后，近红外反射率保持在较低值且无明显变化，说明叶片完全脱落，植被进入休眠期。

(3) 短波红外反射率时谱

阔叶林在短波红外波段的反射率时谱变化规律与可见光波段的反射率时谱变化规律基本一致。这是因为在正常情况下，阔叶林体内水分的变化情况与叶绿素的变化情况呈正相关。值得注意的是，在第 1 至 5 时相，短波红外反射率有一个逐渐升高的过程，可能的原因是年初覆盖在地表的积雪融化，土壤湿度增加。

4.1.3 针叶林反射率时谱

图 4.3 展示了针叶林的反射率时谱。

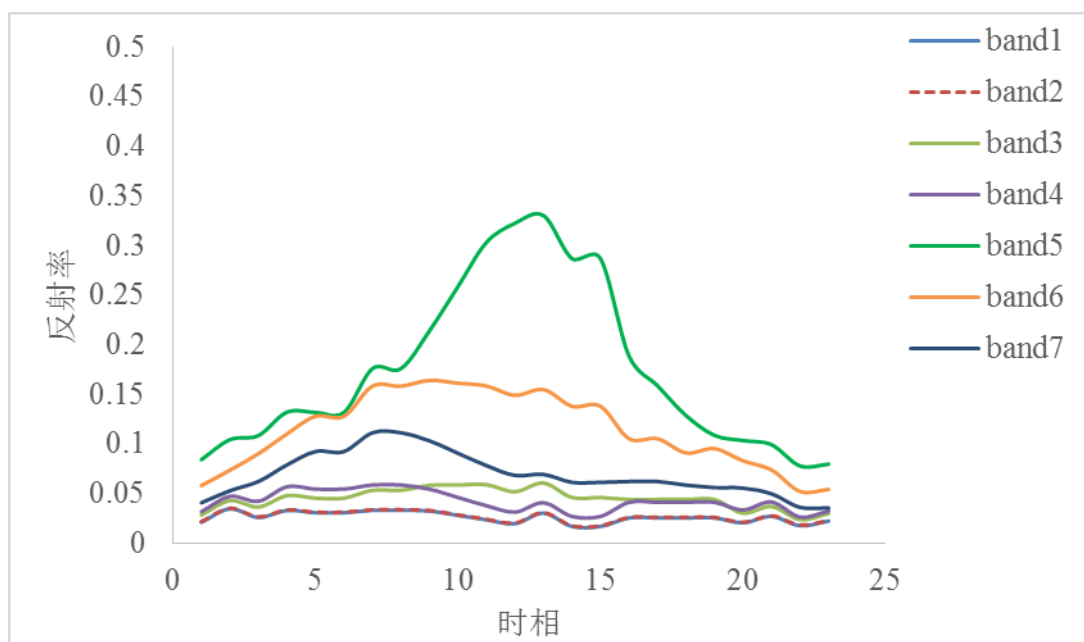


图 4.3 针叶林的反射率时谱

(1) 可见光反射率时谱

针叶林的可见光反射率时谱全年无明显变化，保持在较低水平。这是因为研究区针叶林为常绿针叶林，全年进行光合作用，叶绿素含量比较稳定。但是，注

意到红波段反射率在第 9 至 16 时相呈现先下降后上升的趋势,说明这一期间针叶林的叶绿素含量先上升后下降。这是因为当温度较低,叶绿素的生成受到限制,光合作用减弱,能够使树木的生理活动变得缓慢,有利于树木过冬,当温度升高,叶绿素生成速度加快。

(2) 近红外反射率时谱

针叶林的近红外反射率总体上呈现先升高后降低的趋势。由于常绿林的冠层结构无明显变化,近红外时谱变化的主要原因是叶片内部结构发生改变,这是随新老叶片交替过程而发生的。

在第 1 至第 6 时相,近红外反射率无明显变化,说明这一时期针叶林还处于休眠期,叶片基本为“老叶”,细胞结构无明显变化。

第 6 时相至第 13 时相,近红外反射率显著升高,说明新叶萌发,老叶脱落,并且,随着温度升高,新叶代替老叶,第 13 时相为全年近红外反射率最大时期,说明这一时期为针叶林叶片结构最为成熟时期。

第 13 至 19 时相,近红外反射率下降,说明自第 13 时相起,叶片开始衰老。

第 19 至 23 时相,近红外反射率不再下降,说明这一时期针叶林已进入休眠期。

(3) 短波红外反射率时谱

针叶林的短波红外反射率全年较低,这是由于针叶的构造能够有效防止水分的蒸发。反射率时谱总体上呈现先上升后下降的趋势。具体的,在第 8 时相以前,反射率逐渐上升,这是由于在冬季休眠期,植被停滞生长,含水量缓慢减少,短波红外吸收降低,反射率上升。在此之后,新叶逐渐代替老叶,含水量增加,反射率降低。

4.1.4 草地反射率时谱

图 4.4 展示了草地的反射率时谱。

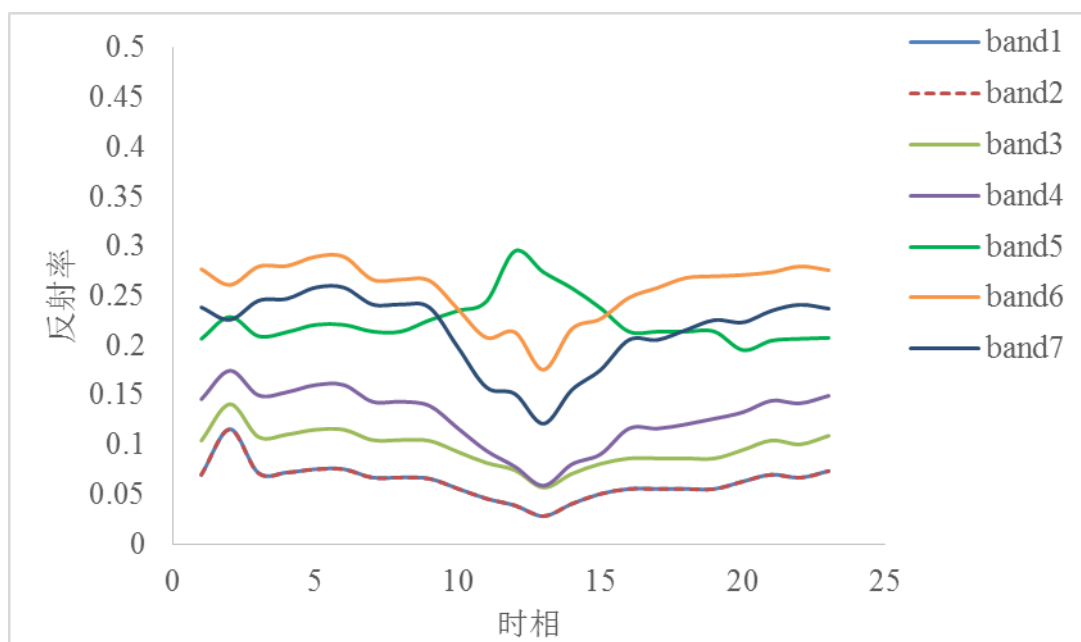


图 4.4 草地的反射率时谱

(1) 可见光反射率时谱

草地的可见光反射率时谱变化趋势一致，深蓝、蓝、绿波段反射率变化范围较小，红波段反射率变化较为明显，可能的原因是草地的叶绿素含量变化并不显著，蓝、绿波段相对不敏感。因此，以红波段为例进行分析。

在第 1 至第 9 时相，红波段反射率比较平稳，说明叶绿素含量无明显变化。

在第 9 至第 13 时相，红波段反射率下降，说明草地植被在这一时期开始生长，叶绿素不断合成。

第 13 时相红波段反射率降至最低值，说明这一时期为草地成熟期，此后，植被开始衰老，叶绿素含量不断降低，反射率升高。

至第 16 时相，红波段反射率不再显著升高，此后保持在全年较高值且无显著变化，说明草地进入休眠期。

(2) 近红外反射率时谱

第 1 至 8 时相，草地近红外反射率无明显变化。

第 9 至 11 时相，近红外反射率略微升高，这说明草地植被开始生长，细胞结构开始发生变化。

第 11 至 12 时相，近红外反射率急剧升高，这是因为植被不仅细胞结构变化迅速，植株大小和叶层也开始变化，增加近红外散射次数。

第 12 至 16 时相，近红外反射率下降，说明自第 12 时相起，植被细胞结构

开始发生变化，此后逐渐衰老。

第 16 时相之后，近红外反射率保持在较低值，草地进入休眠期。

(3) 短波红外反射率时谱

草地在短波红外波段的反射率时谱变化规律与可见光波段的反射率时谱变化规律基本一致。这是因为在正常情况下，草地植被体内水分的变化情况与叶绿素的变化情况呈正相关。

4.2 光谱特征参量时谱分析

注意到 4.1 节中，不同波段的反射率时谱变化节点往往不一致，很难对植被的各方面变化进行综合的分析。3.3 节中，针对植被在不同时期的变化特性，提取了三项光谱特征参量： G_R 指数反映叶绿素含量； N_{SWIR} 指数反映细胞、冠层结构和含水量； N_R 指数反映细胞、冠层结构和叶绿素含量。光谱特征参量时谱能够更为准确地描述植被变化特点和物候期。为了对同种植被的不同光谱特征参量时谱进行综合分析，对光谱特征参量值进行同比缩放，以便同时展示三项光谱特征参量时谱。

4.2.1 玉米光谱特征参量时谱

图 4.5 展示了玉米的三项光谱特征参量时谱。从图中可以看出，三条时谱的变化趋势和各个变化节点的时间都是相同的。这说明玉米的叶绿素、细胞、冠层结构、含水量四者的变化情况基本同步。综合三项光谱特征参量，从各角度分析玉米在不同时期的变化情况。

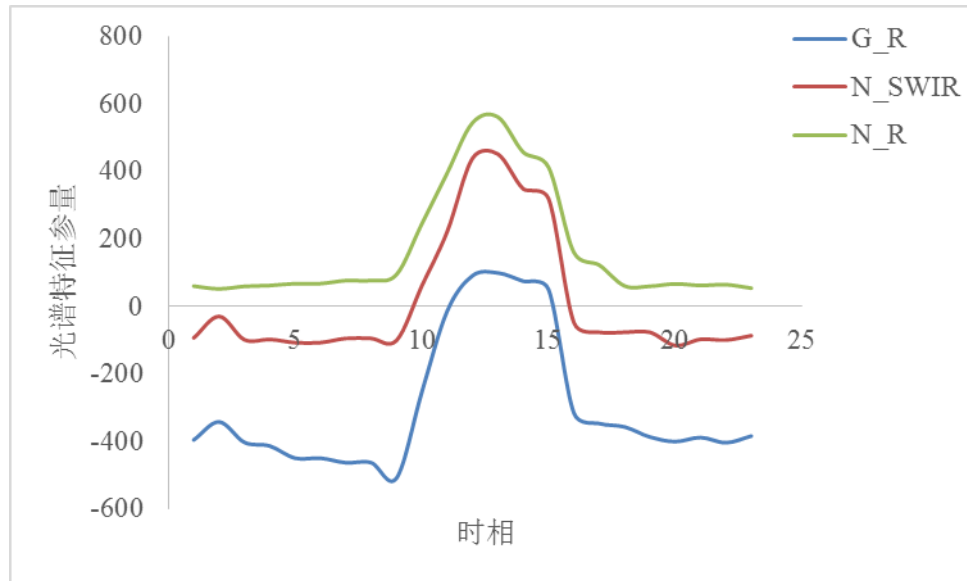


图 4.5 玉米的三项光谱特征参量时谱

在第 1 至第 8 时相，土地尚未耕种，叶绿素、水分等含量低，无植被冠层和细胞结构变化，土壤光谱特征占主导地位。

第 8 至第 9 时相，叶绿素和水分含量略有下降，说明在这期间耕地进行了除草和耕地整理。

从第 9 时相开始，叶绿素含量、含水量迅速上升，说明第 9 时相为玉米出苗的时间，此后植株迅速生长，细胞、冠层结构不断发生变化。

第 12 时相开始，三项指数增加的速度减慢，说明玉米进抽穗期，至第 13 时相，叶绿素、水分含量达到全年最大值，冠层结构和细胞结构也发育至最佳状态，说明这一时期为全年玉米冠层发育程度最高，光合作用最强。

第 13 时相至第 15 时相，含水量下降，细胞结构发生变化，叶绿素含量略微降低，这是因为抽穗期过后，玉米进入灌浆期，叶片中储存的养分开始向穗部转移，叶绿素含量开始减少，叶片开始转黄。

第 15 至第 16 时相，叶绿素、水分含量迅速降低，这是因为玉米在第 15 时相进入乳熟期，进入乳熟期后，叶片不断将蛋白质、淀粉、氮素等物质转移，叶绿素持续分解，叶片不断衰老、枯萎、脱落，叶面积指数和叶层数下降。

第 16 时相之后，植株完全枯萎，此后，三项指数保持在全年最低值，基本不发生变化。玉米的一个物候周期结束。

4.2.2 阔叶林光谱特征参量时谱

图 4.6 展示了阔叶林的三项光谱特征参量时谱曲线。注意到 G_R 与 N_SWIR 时谱曲线变化趋势比较相近，N_R 时谱虽然曲线形状与其他时谱有一定差异，但是，从变化节点的角度来分析，三者的变化情况是一致的。

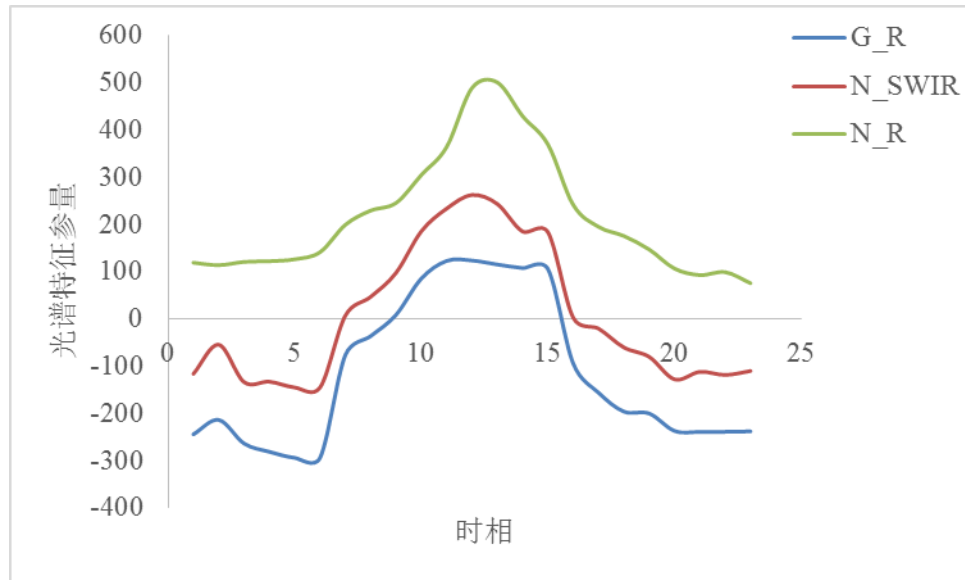


图 4.6 阔叶林的三项光谱特征参量时谱

第 1 至第 6 时相，树木处于休眠期，叶片尚未萌芽，土壤光谱占主导地位。

第 6 至第 11 时相，三项光谱特征参量快速升高，这说明第 6 时相叶片萌芽，开始合成叶绿素，并大量吸收水分，叶片细胞结构和冠层结构开始改变，此后，光合作用不断增强，叶片不断发育，叶面积指数和叶层不断增加。

第 11 至 12 时相，三项指数继续升高，但 N_SWIR 与 G_R 升高速度减慢，说明这一时期，树木冠层发育水平较高，开始进入成熟期。

第 12 至 13 时相，三项指数达到全年最高值，说明这一时期为树木成熟期，光合作用最强，冠层结构和叶片结构最为发达。

第 13 至 15 时相，叶绿素含量基本不变，但是，含水量和叶片结构发生变化，可能的原因是这一时期温度上升至全年最高，蒸散作用加强导致水分减少，细胞结构也发生改变。

第 15 至 20 时相，叶片衰老，脱落，冠层叶绿素、水分含量减少，为树木衰老期。

第 20 至 23 时相，植被进入休眠期。

4.2.3 针叶林光谱特征参量时谱

图 4.7 展示了针叶林的三项光谱特征参量时谱。针叶林的三条时谱总体变化趋势一致，呈现先上升后下降的趋势。然而，在年初和年末，针叶林的三项光谱特征参量高于玉米和阔叶林，这与针叶林在寒冷环境下，仍然进行生理活动的特性有关。

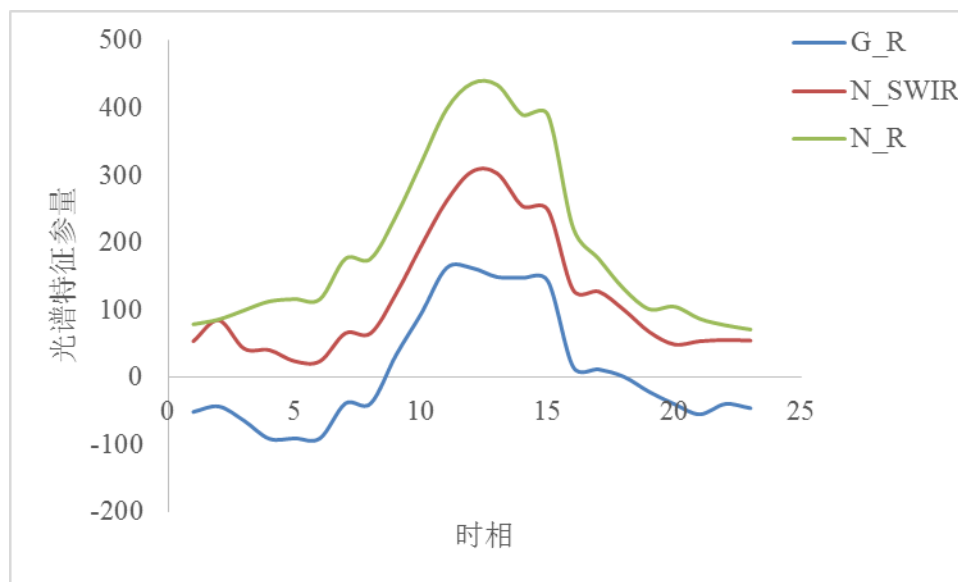


图 4.7 针叶林的三项光谱特征参量时谱

第 1 至第 6 时相，针叶林尚处于休眠期。虽然仍然进行生理活动，但是 G_R 和 N_SWIR 略微降低，这是因为叶片衰老，叶绿素和水分缓慢减少。N_R 略微升高，可能与叶片衰老过程中细胞结构发生变化有关。

第 6 至第 11 时相，三项指数大幅上升，说明自第 6 时相起，针叶林植被的新叶萌芽，老叶脱落，新叶的含水量和叶绿素含量不断增加。

第 11 至 12 时相，叶绿素含量不再明显增加，但水分和细胞结构仍然发生变化。说明这一时期针叶林已进入成熟期，并且继续大量吸收并储存水分。

第 12 至 15 时相，叶绿素含量保持在较高值，无明显变化，但含水量有所下降，细胞结构也发生变化，可能的原因是高温导致蒸散作用加强。

第 15 至 16 时相，三项指数迅速降低，说明叶片进入衰老期。

第 16 至 23 时相，三项指数继续下降但速度减慢，说明衰老速度减慢，并逐渐进入休眠期。

4.2.4 草地光谱特征参量时谱

图 4.8 展示了草地的三项光谱特征参量时谱。与阔叶林类似，N_SWIR 和

N_R 时谱曲线形状较一致。

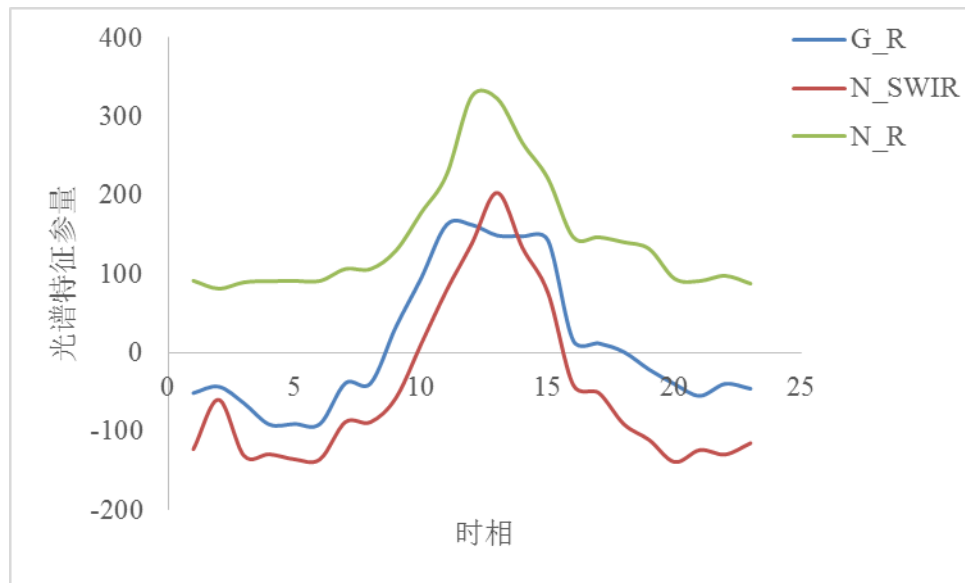


图 4.8 草地的三项光谱特征参量时谱

第 1 至 6 时相，三项光谱参量无明显变化，说明草地处于休眠期。

第 6 至 11 时相，三项光谱参量大幅升高，说明这一时期为草地生长期。

第 11 至 13 时相，G_R 较为平稳，说明这一时期草地叶绿素含量已达到全年最大值，而另外两项光谱参量继续升高，说明细胞结构和含水量继续发现变化。直至第 13 时相，三项光谱参量均达到全年最高值水平，说明此时为草地发育最为成熟时期。

第 13 至 15 时相，叶绿素仍然维持在较高水平，而另外两项光谱参量开始下降。说明高温使得水分含量下降，细胞结构发生改变。

第 15 至 20 时相，草地植被衰老，水分含量减少。

第 20 至 23 时相，草地进入休眠期。

4.3 本章小结

由于植被的光谱特性与叶绿素、冠层结构、细胞结构、含水量以及背景光谱有关，因此，当上述五种因素发生改变，植被的光谱特征随之改变。反射率和光谱特征参量随时间变化而形成的谱线成为时谱。对于不同的植被类型来说，由于每种植被具有独特的物候规律和生理特点，以上五种因素随时间变化的规律不完全相同，因而每种植被类型具有不同的时谱变化规律。对辽宁省朝阳市四种典型植被的反射率时谱光谱特征参量时谱进行分析，得到如下结论：

(1) 玉米的出苗时期大约为第 9 时相,在此之前一个时相范围内,农民对耕地进行了除草整理、播种等行为。第 9 至第 12 时相之间玉米快速生长,经历三叶、七叶、拔节等物候期。第 12 至 13 时相为全年玉米光合作用最强时期。第 13 时相之后玉米进入灌浆期,叶片营养物质转移,开始衰老。第 15 时相后,玉米进入乳熟期,叶片不断衰老,枯萎。第 16 时相后玉米完成一个物候周期。

(2) 阔叶林植被在第 6 时相萌芽,进入生长期。第 11 时相后,阔叶林进入成熟期,叶片结构和冠层结构发育程度最高,光合作用和固碳能力最强。第 13 至 15 时相,高温导致阔叶林植被蒸散作用增强,水分减少。第 15 时相至第 20 时相,阔叶林进入衰老期,叶片转黄、枯萎、脱落。第 20 时相起,阔叶林进入休眠期。

(3) 针叶林在第 1 至第 6 时相处于休眠期。自第 6 时相开始,新叶开始生长,老叶脱落,新叶逐渐取代老叶。第 11 时相至第 15 时相为针叶林成熟期,光合作用和固碳能力为全年最强。第 15 至 16 时相针叶林进入衰老期,叶片迅速衰老。第 16 时相开始针叶林逐渐进入休眠期。然而,由于针叶林具有独特的叶片结构,进入休眠期后,针叶林植被仍然保持低强度的生理活动,具有一定含水量,并且进行光合作用。

(4) 草地在第 6 时相进入生长期,第 11 至 15 时相为成熟期,光合作用最强,第 15 至 20 时相为衰老期,此后进入休眠期。

第五章 基于特征时谱的植被分类

每种植被类型都具有特有的生长和发育规律，从而表现出不同的时谱特征。利用各类植被区别于其他类型植被的时谱特征，可以进行植被分类。然而，部分时谱曲线具有很强的相关性，并且反映的变化机理过程是相同的。多特征时谱曲线中包含冗余信息，提取特征时谱能够大大降低数据冗余度，提高分类过程的效率和分类结果的精度。

北票市哈尔脑乡位于辽宁省朝阳市中部，植被覆盖面积占整个行政区划面积的 60% 以上，主要植被类型为玉米、落叶阔叶林、常绿针叶林和天然草地。该地区各类植被类型总体分布情况复杂，即各类植被交错离散分布且分布不均，对遥感数据和分类方法的要求较高。本章以北票市哈尔脑乡为例，研究提取能够区分各植被类型的特征时谱，并利用特征时谱进行植被分类。图 5.1 展示了研究区夏季 Landsat8 真彩色合成影像。

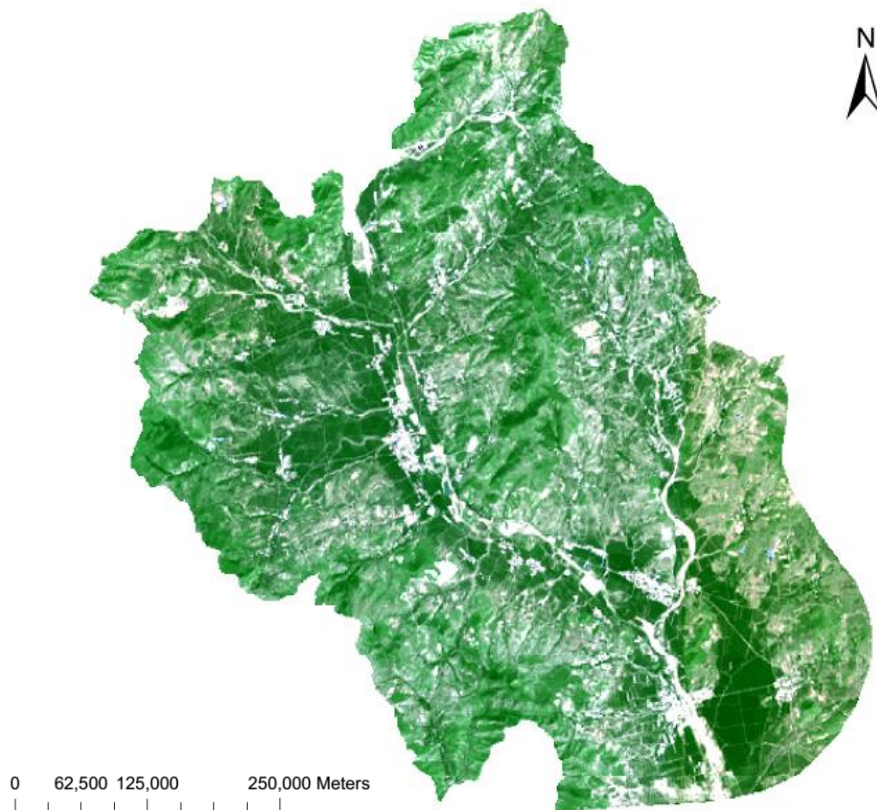


图 5.1 研究区夏季 Landsat8 影像

5.1 特征时谱提取

5.1.1 特征时谱选择

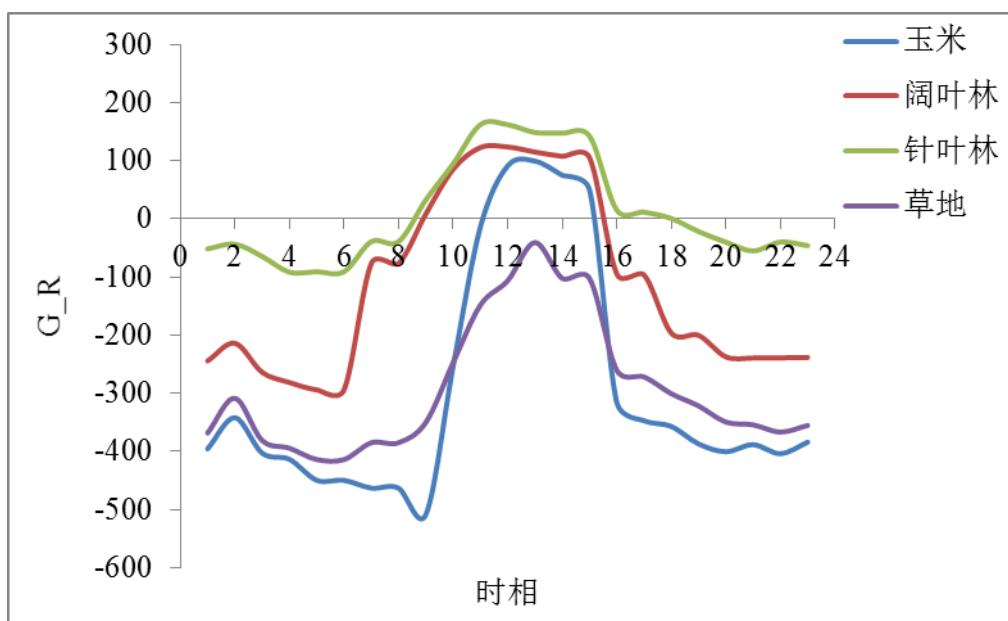
根据第四章分析可知,各类型植被的反射率时谱和光谱特征参量时谱能够反映植被的叶绿素、细胞、冠层结构和含水量的变化。并且,由于相邻波段间具有一定相关性,不同波段的反射率时谱曲线也具有一定的相关性。因此,首先从各波段反射率时谱中提取特征时谱。

如 4.1 节中分析,每种植被在可见光波段和短波红外的反射率时谱变化规律相似。综合四种植被类型的时谱,7 个波段中,第 7 波段的时谱曲线变化特征最为明显。因此,以第 7 波段为参考,选择特征时谱。计算第 7 波段的时谱与其他波段时谱的相关系数。根据表 5.1 可知,第 7 波段与可见光波段、第 6 波段时谱的相关性大于 0.9,因此,在原始光谱响应波段中,排除可见光波段、第 6 波段时谱,余下近红波段(波段 5)时谱和短波红外(波段 7)时谱作为特征时谱参与分析。

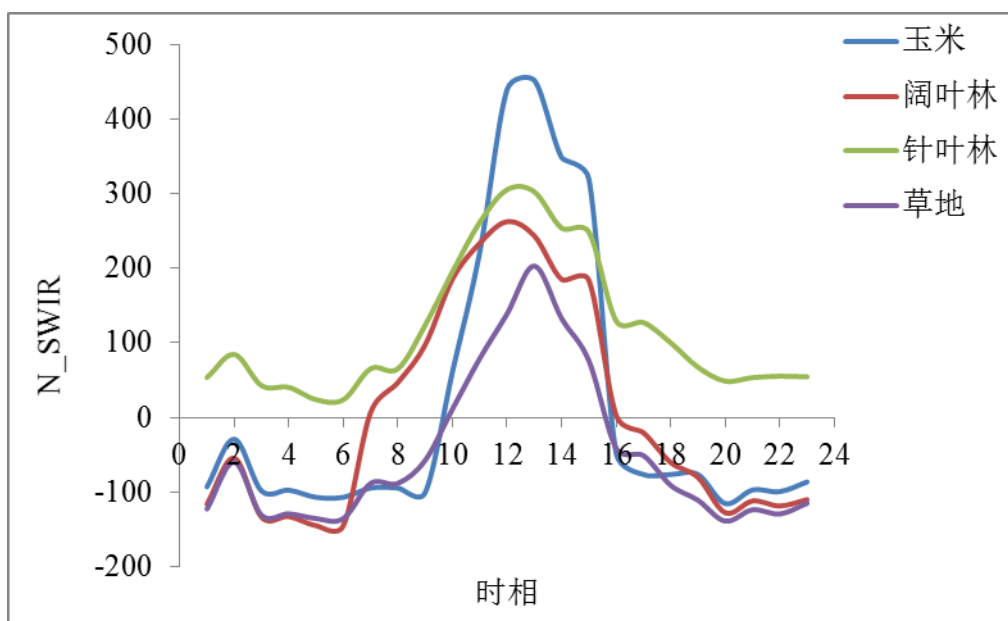
表 5.1 波段 7 与其他波段时谱的相关系数

	波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6
波段 7	0.9947	0.9371	0.9937	0.9967	0.2667	0.9025

除了波段 7 和波段 5 时谱,其他光谱特征参量也能够体现植被的变化特征。在光谱特征参量时谱中,优先选取能够最大程度体现不同植被类型间差异的光谱特征参量时谱作为特征时谱。图 5.2 展示了四种植被类型的三项光谱特征参量时谱之间的差异。



(a) 四种植被类型的 G_R 时谱



(b) 四种植被类型的 N_SWIR 时谱

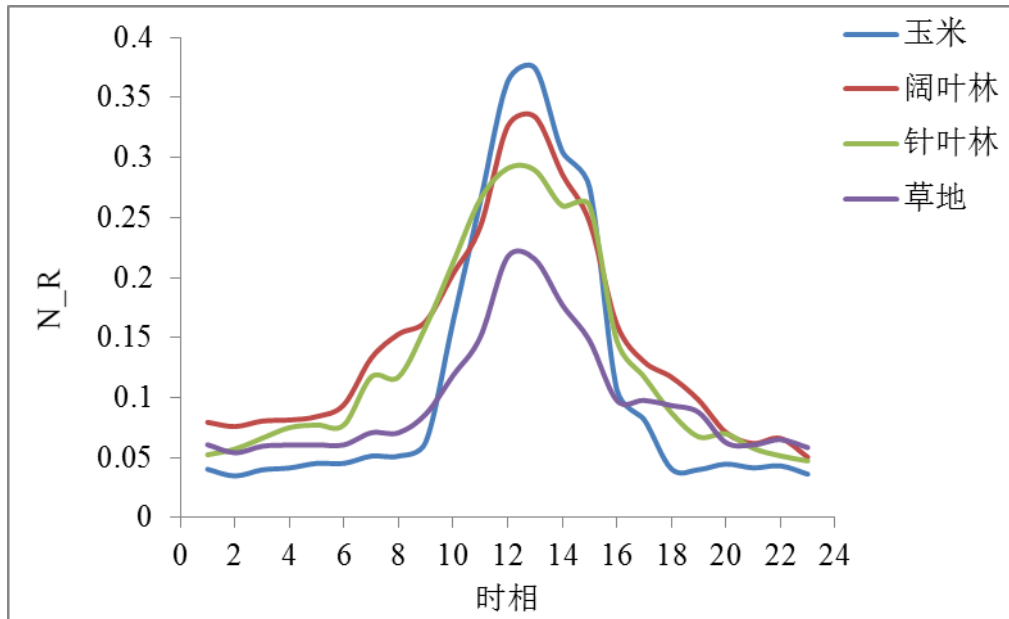
(c) 四种植被类型的 N_R 时谱

图 5.2 四种植被类型的三项光谱特征参量时谱

如图 5.2，对于不同的植被类型而言：

(1) 玉米的 N_{SWIR} 最高值明显高于其他植被类型，并且在第 9 至 12 时相之间上升速率远高于其他植被类型。这是因为玉米生长变化受人为因素控制，除自然环境的变化外，人为的播种、灌溉、收割等行为在作物生长过程中占主导地位。因此，只要发生播种和灌溉，作物的含水量迅速上升到较高值，其他自然植被体内的水分则完全来自于降水，含水量最大值低于玉米，因为受到人工干预较少，所以变化也更为缓和。另外，玉米的 G_R 和第 7 波段时谱也在第 9 至 12 时相之间迅速上升。

(2) 阔叶林 G_R 、 N_{SWIR} 开始增加的时间和第 7 波段反射率开始减少时间较早且变化幅度较大，这是因为阔叶林在第 6、7 时相之间快速生长，叶绿素含量显著升高，而同期的耕地和草地尚未开始生长，因此基本保持不变，针叶林在冬季叶绿素含量相对较高，因此变化并不显著。

(3) 在年初和年末，针叶林的短波红外反射率远低于其他植被， N_{SWIR} 和 G_R 高于其他植被。这是由于研究区针叶林为常绿林，当其他植被在冬季干枯凋零时，针叶林的叶片仍保有叶绿素和水分以维持生命活动。

(4) 在年中，草地植被近红外反射率、 G_R 最大值明显低于其他植被，短波红外反射率高于其他植被，这是由于草地本身植株矮小，叶面积指数和植被覆

盖度均小于其他植被类型。

综上，第 5 波段、第 7 波段、G_R、N_SWIR 时谱能够体现较多不同植被类型间的差异，因此，选择以上四项时谱作为特征时谱。

5.1.2 特征时谱分离度分析

为了体现不同植被类型的样本点在上述特征时谱集下的分离度，选择 5.1 节分析中特征时谱和体现不同植被类型差异的相关时相进行组合构成若干时谱指数。具体如下：

(1) 玉米的 N_SWIR 最高值明显高于其他植被类型，并且在第 9 至 12 时相之间 G_R 上升速率远高于其他植被类型，因此利用 N_SWIR 和 G_R 时谱计算作物时谱指数 cropindex，如公式 (5-1)；

$$\text{cropindex} = \text{N_SWIR}_{t12} + (\text{G_R}_{t12} - \text{G_R}_{t9}) \quad (5-1)$$

式中，N_SWIR_{t12}为第 12 时相的 N_SWIR 特征值，G_R_{t12}为第 12 时相的 G_R 特征值，G_R_{t9}为第 9 时相的 G_R 特征值。

(2) 由于阔叶林 G_R 开始增加的时间较早且变化幅度较大，因此利用第 6、7 个时相的 G_R 参量，计算阔叶林时谱指数 broadindex，如公式 (5-2)。

$$\text{broadindex} = \text{G_R}_{t7} - \text{G_R}_{t6} \quad (5-2)$$

式中，G_R_{t6}和G_R_{t7}分别为第 6、第 7 时相的 G_R 特征值。

(3) 由于在年初和年末，针叶林的短波红外反射率远低于其他植被，N_SWIR 和 G_R 高于其他植被，因此利用以上三项时谱的第一个时相计算针叶林时谱指数 conindex，如公式 (5-3)；

$$\text{conindex} = \frac{\text{N_SWIR}_{t1} \times \text{G_R}_{t1}}{\rho_{\text{band7}_{t1}}} \quad (5-3)$$

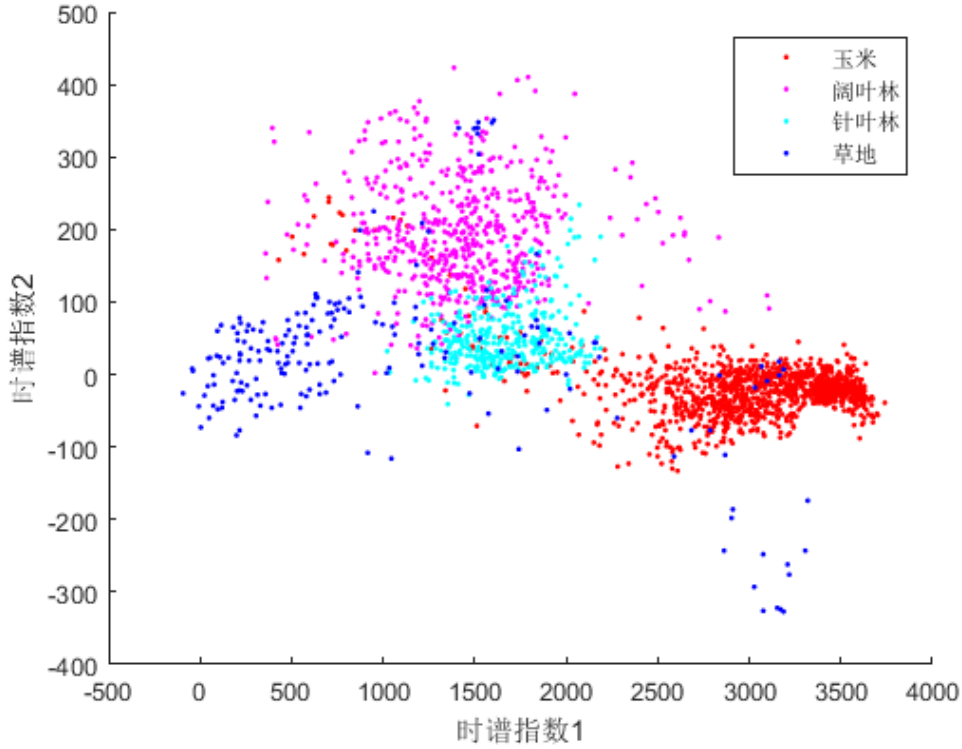
式中，N_SWIR_{t1}为第 1 时相的 N_SWIR 值，G_R_{t1}为第 1 时相的 G_R 特征值， $\rho_{\text{band7}_{t1}}$ 为第 1 时相的第 7 波段反射率值。

(4) 由于在年中，草地植被近红外反射率、G_R 最大值低于其他植被，短波红外反射率高于其他植被，因此利用上述时谱的第 12 时相计算草地时谱指数 grassindex，如公式 (5-4)。

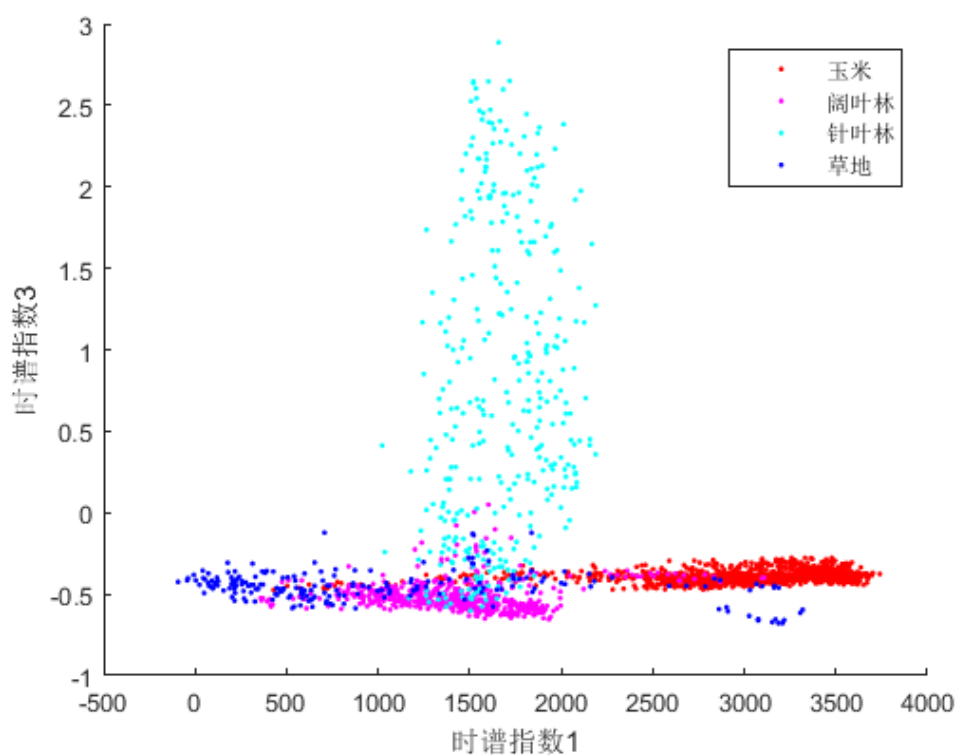
$$\text{grassindex} = \frac{\rho_{\text{band}5_{t12}} \times G_{R_{t12}}}{\rho_{\text{band}7_{t12}}} \quad (5-4)$$

式中, $G_{R_{t1}}$ 为第 1 时相的 G_R 值, $\rho_{\text{band}5_{t12}}$ 为第 1 时相的第 5 波段反射率值, $\rho_{\text{band}7_{t12}}$ 为第 12 时相的第 7 波段反射率值。

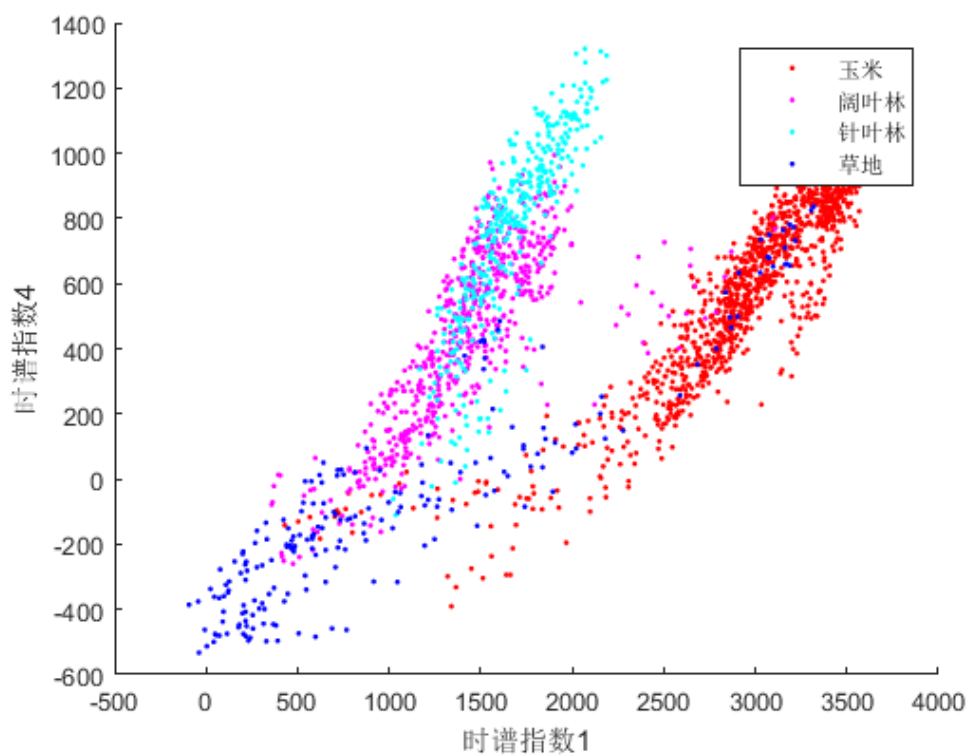
分别将各植被类型不同的时谱指数值作为横坐标和纵坐标绘制散点图, 能够展示这些时谱指数对不同植被类型的分离度。图 5.3 展示了以六组不同时谱指数的组合分别为横坐标和纵坐标时, 不同植被类型的时谱指数散点图。其中, 时谱指数 1 为作物时谱指数 cropindex , 时谱指数 2 为阔叶林时谱指数 broadindex , 时谱指数 3 为针叶林时谱指数 coinindex , 时谱指数 4 为草地时谱指数 grassindex 。



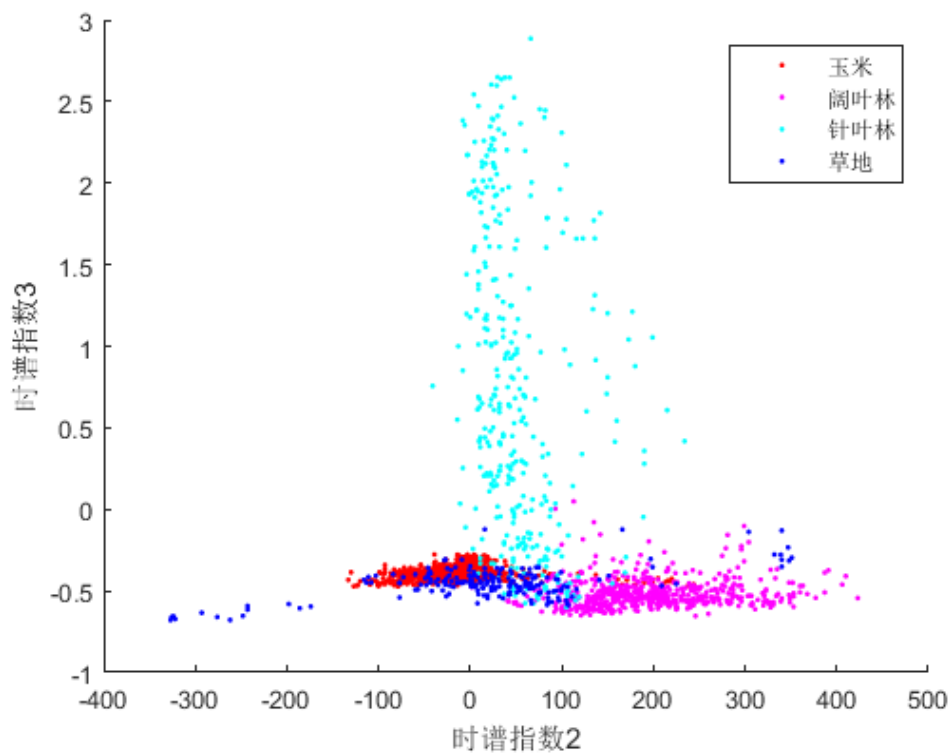
(a) 时谱指数 1、时谱指数 2 的植被散点图



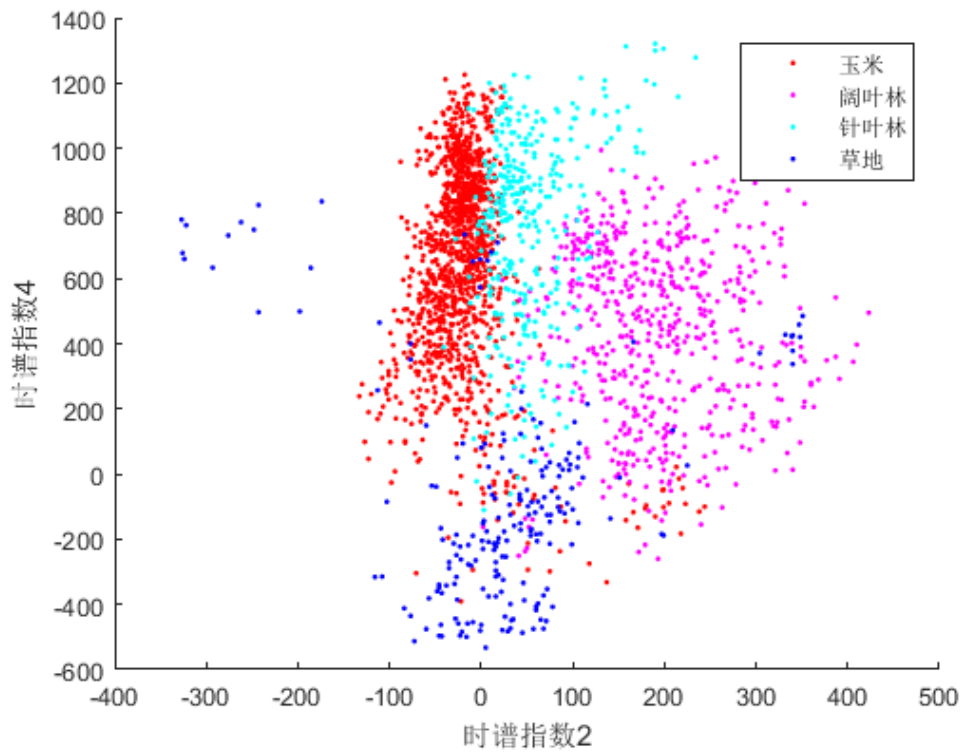
(b) 时谱指数 1、时谱指数 3 的植被散点图



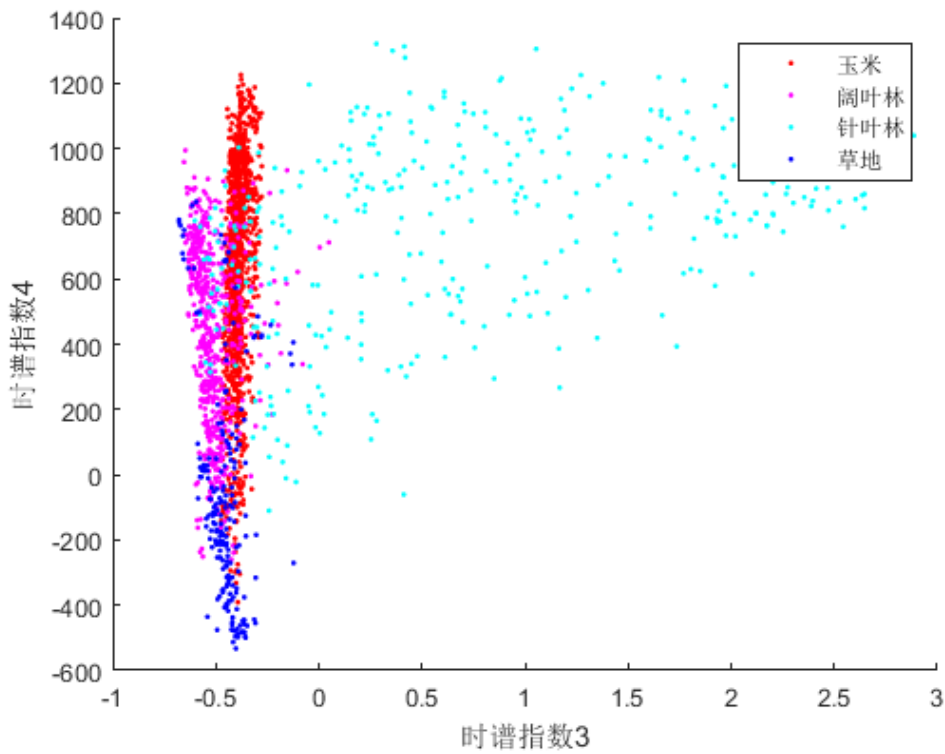
(c) 时谱指数 1、时谱指数 4 的植被散点图



(d) 时谱指数 2、时谱指数 3 的植被散点图



(e) 时谱指数 2、时谱指数 4 的植被散点图



(f) 时谱指数 3、时谱指数 4 的植被散点图

图 5.3 不同植被类型在特征时谱集下的分离度

由图 5.3 可看出，针对每种植被类型所提取的时谱指数对该种植被类型均具有较高的区分度，比如，在图 5.3 (a-c) 中，散点图的横坐标都为作物时谱指数，这三种组合均能较好地地区分玉米和其他植被类型。对于玉米和阔叶林两种植被类型来说，无论使用何种时谱指数的组合，这两种植被类型都较少发生混淆。对于针叶林来说，若不使用针叶林时谱指数，那么针叶林极易与阔叶林发生混淆（如图 5.3(c)）。对于草地来说，草地像元在每种时谱指数的组合中的聚类情况较好，但均存在少量像元较为离散，多与玉米、阔叶林发生混淆。总体上，图 5.3 (a、e) 中四种植被类型的可区分度较高，即利用作物时谱指数和阔叶林时谱指数组合，或利用阔叶林时谱指数和草地时谱指数的组合，即可对四种植被类型进行较好地区分。

5.2 分类器介绍

5.2.1 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) (Roli and Fumera 2001) 是一种有效的统计学习方法, 近年来, 被广泛用于模式识别、机器学习等领域。SVM 能够对小样本进行高效学习, 并且具有较强的抗噪声性能和推广性。在与神经网络、最大似然法、最下距离法等分类方法的遥感影像分类对比中, SVM 被证明具有明显的优势。(谭琨 and 杜培军 2008)

支持向量机采用结构风险最小化 (Structural Risk Minimization, SRM) 准则, 是一种基于统计学习理论的机器学习算法。它在最小化样本误差的同时缩小模型泛化误差的上界, 从而提高模型的泛化能力。不同于一些机器学习算法通常采用经验风险最小化 (Empirical Risk Minimization, ERM) 准则, 统计学习理论提出了一种新的策略。将函数集构造为一个函数子集序列, 使各个子集按照 VC 维的大小排列, 在每个子集中寻找较小经验风险, 在子集间折衷考虑经验风险和置信范围, 取得实际风险的最小, 这种思想称作结构风险最小化(张学工 2000)。

SVM 算法的基本原理为: 在 n 维空间中找到一个分类超平面, 将空间上的点分类, 一般而言, 一个点距离超平面的远近可以表示为分类预测的确信或准确程度, SVM 就是要最大化不同类别间的间隔值。实际应用中, 常常遇到线性不可分的样例, 此时, 需要把样例特征映射到高维空间中去, 而线性不可分的特征映射到高维空间, 可能会导致维度过高, 从而使计算复杂。核函数的价值在于它事先在低维上进行计算, 而将实质上的分类效果表现在了高维上, 也就避免了直接在高维空间中的复杂计算。

5.2.2 随机森林

随机森林 (Random Forest, RF) 算法(Liaw and Wiener 2002)是机器学习、计算机视觉等领域内应用极为广泛的一个算法, 它不仅可以用来做分类, 也可用来做回归即预测, 随机森林由多个决策树构成, 相比于单个决策树算法, 它分类、预测效果更好, 不容易出现过度拟合的情况。

决策树是数据挖掘与机器学习领域中一种非常重要的分类器, 算法通过训练数据来构建一棵用于分类的树, 从而对未知数据进行高效分类。在构建决策树的过程中, 最重要的是如何找到最好的分割点。如果一个分割点能够将整个记录准确地分为两类, 那该分割点就可以认为是最好的, 此时被分成的两类是相对来说是最“纯”的。决策树的构建是一个递归的过程, 理想情况下所有的记录都能被

精确分类,即生成决策树叶节点都有确定的类型,但现实这种条件往往很难满足,这使得决策树在构建时可能很难停止。即使构建完成,也常常会使得最终的节点数过多,从而导致过度拟合(overfitting),因此在实际应用中需要设定停止条件,当达到停止条件时,直接停止决策树的构建。但这仍然不能完全解决过度拟合问题,过度拟合的典型表现是决策树对训练数据错误率很低,而对测试数据其错误率却非常高。过度拟合常见原因有:(1)训练数据中存在噪声;(2)数据不具有代表性。过度拟合的典型表现是决策树的节点过多,因此实际中常常需要对构建好的决策树进行枝叶裁剪(Prune Tree),但它不能解决根本问题,随机森林算法的出现能够较好地解决过度拟合问题。

由多个决策树构成的森林,算法分类结果由这些决策树投票得到,决策树在生成的过程当中分别在行方向和列方向上添加随机过程,行方向上构建决策树时采用放回抽样(bootstrapping)得到训练数据,列方向上采用无放回随机抽样得到特征子集,并据此得到其最优切分点,这便是随机森林算法的基本原理。图 3 给出了随机森林算法分类原理,从图中可以看到,随机森林是一个组合模型,内部仍然是基于决策树,同单一的决策树分类不同的是,随机森林通过多个决策树投票结果进行分类,算法不容易出现过度拟合问题。

随机森林的优点有:

- (1) 可以处理大量的输入特征,并且对于多特征,能够产生高准确度的分类器;
- (2) 可以在决定类别时,评估变量的重要性;
- (3) 在建造森林时,它可以在内部对于一般化后的误差产生不偏差的估计;
- (4) 对缺失数据有较好的容忍度;
- (5) 对于不平衡的分类资料集来说,它可以平衡误差;
- (6) 学习过程快速。

随机森林的优点有:

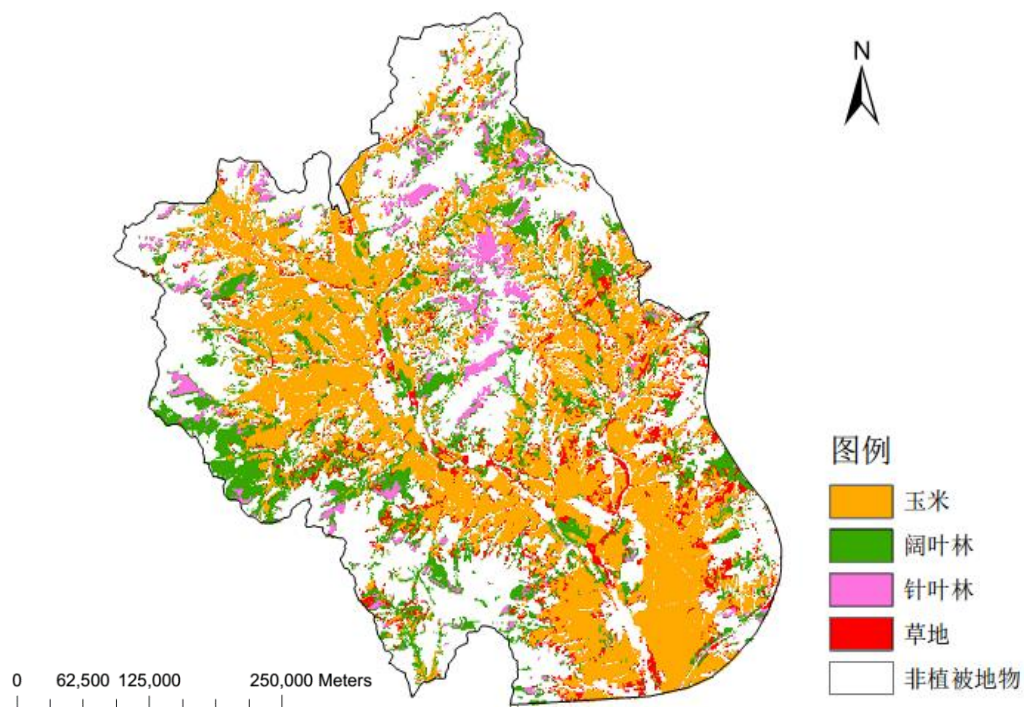
- (1) 在某些噪音较大的分类或回归问题上会出现过度拟合的问题;
- (2) 对于有不同级别的属性的数据,级别划分较多的属性会对随机森林产生更大的影响,所以随机森林在这种数据上产出的属性权值是不可信的。

5.2 特征时谱在分类中的应用

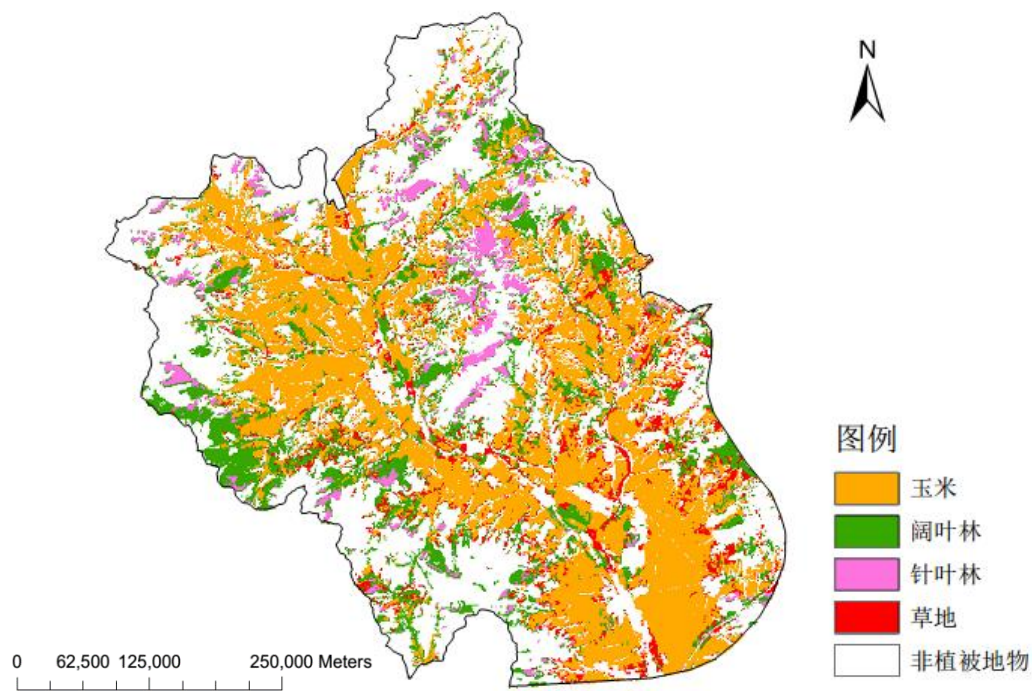
本文利用提取的特征时谱设计两组分类实验，分别是：

- (1) 基于 5.1.2 节中提取的特征时谱集合的分类；
- (2) 基于 5.1.2 节中，对四种植被类型的样本分离度较好的作物时谱指数、阔叶林时谱指数和草地时谱指数的分类。

基于特征时谱集合和时谱指数的分类都属于基于多特征数据的分类，因此分类器采用随机森林分类器。图 5.4 分别展示了方法 1 和方法 2 的分类结果。



(a) 基于特征时谱集合的植被分类结果



(b) 基于时谱指数的植被分类结果

图 5.4 两种方法所得研究区植被分类结果

在整个研究区范围内，根据地理国情数据随机选取样本进行分类精度验证。基于特征时谱集合的分类(方法一)结果总体精度为 96.12%，Kappa 系数为 0.94。基于时谱特征的分类（方法二）结果总体精度为 93.60%，Kappa 系数为 0.90。基于两种方法的各类别的分类精度见表 5.2。

表 5.2 两种植被分类方法所得各类别分类精度

分类类别	参考数据							
	玉米		阔叶林		针叶林		草地	
	方法 1	方法 2	方法 1	方法 2	方法 1	方法 2	方法 1	方法 2
玉米	1220	1203	10	13	0	10	20	46
阔叶林	0	17	559	546	29	19	15	21
针叶林	0	0	3	14	336	336	2	0
草地	0	0	13	12	0	0	167	137
总计	1220	1220	585	585	365	365	204	204
分类精度（%）	100	98.61	95.56	93.33	92.05	92.05	81.86	76.16

由表 5.2 可知，两种方法对玉米、阔叶林、针叶林的分类精度均大于 90%，这说明，本文选择的特征时谱和在特征时谱中提取的时谱指数能够有效区分玉米、阔叶林和针叶林。然而，与这三种植被类型相比，草地的分类精度较低，这可能与研究区内草地的分布情况有关。与其他三种植被类型的大面积集中分布不同，研究区内不存在大片草地，而是小面积草地零星分散于其他大块植被区域之间的，这使得草地样本的典型性不足。

图 5.5 展示了四种植被类型所用样本点的时谱指数平均值与标准差。由图 5.5 可以看出，草地的时谱指数标准差往往高于其他植被，这说明不同的像元之间存在着严重的异质性，时谱指数存在很大的浮动空间。以上因素均导致难以对典型草地时谱进行全面准确的描述，从而造成草地与其他植被的混淆。

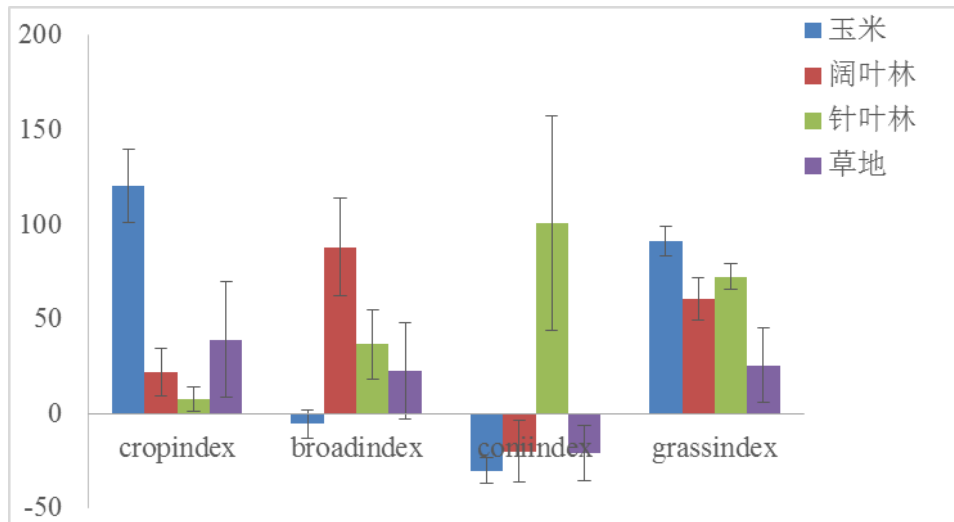


图 5.5 不同植被类型的各项时谱指数统计直方图

对比两种方法可知，基于特征时谱集合的分类结果优于基于时谱指数的分类结果，这说明所用特征时谱曲线集合包含丰富的植被差异信息，而时谱指数虽然能够描述不同植被的差异，但损失了一定信息量。这可能是由于人为提取时谱特征主要依赖于对曲线波形的定性分析，机器学习能够深入挖掘特征时谱所包含的不明显的差异信息。因此，使用经过选择的时谱曲线集合比经过二次特征提取的时谱特征能够更为接近 Hughes 效应最佳状态。

5.3 特征时谱分类验证

为了对本文基于特征时谱的分类方法进行验证，本文增加五组现有时谱分类

方法对研究区进行分类实验，分别是：

方法一：基于夏季（第 12 时相）Landsat8 原始影像的分类；

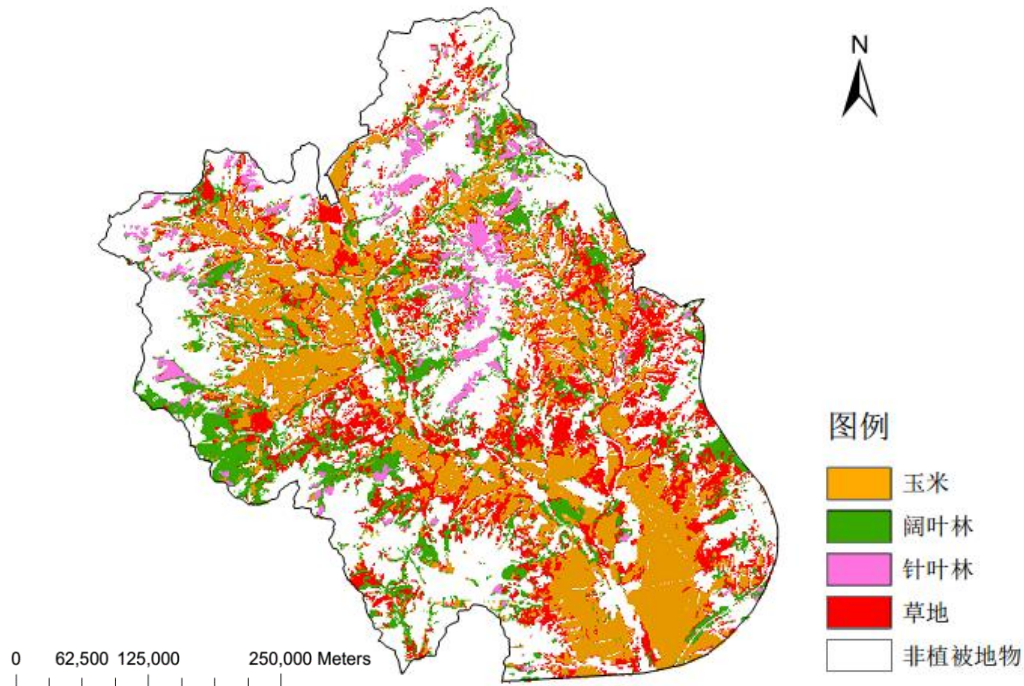
方法二：基于 NDVI 时谱的分类；

方法三：基于 NDVI 时谱所提取物候特征的分类；

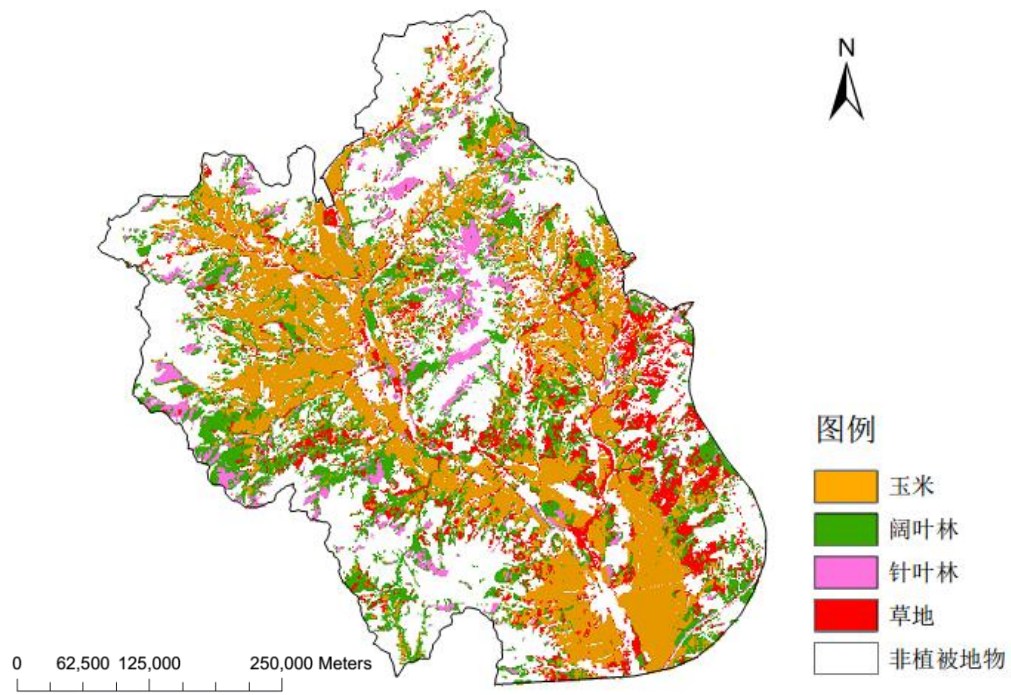
方法四：基于全波段时谱和本文所提取光谱特征参量时谱数据集的分类；

方法五：利用全波段时谱、光谱特征参量时谱进行统计特征提取，将提取的统计特征输入分类器进行分类。

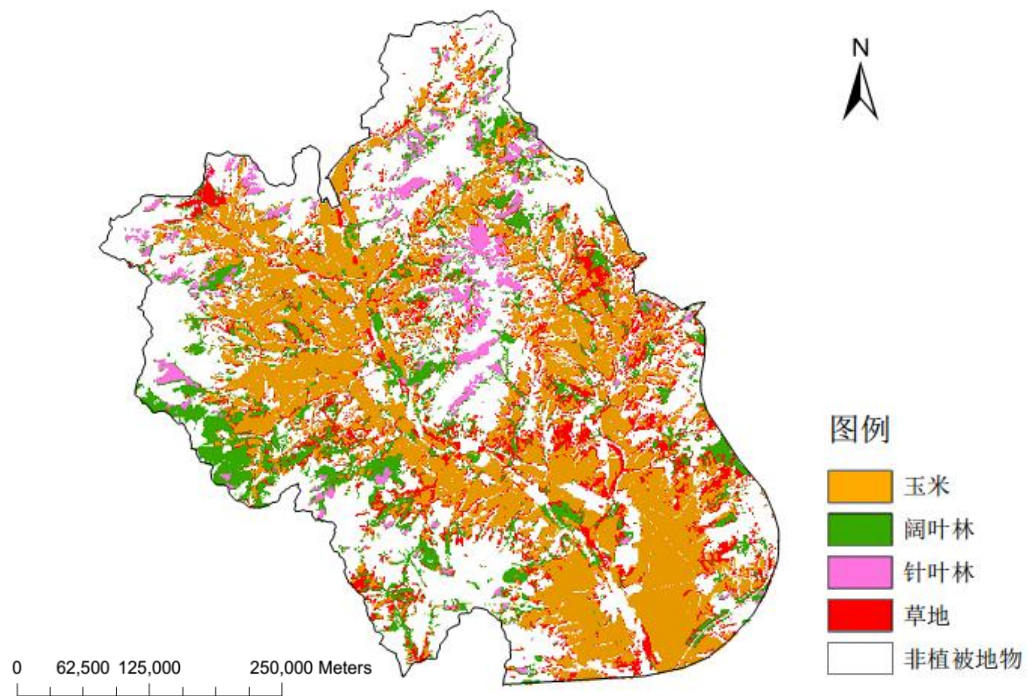
其中，基于单特征的分类方法（方法一、方法二）采用 SVM 分类器，基于多特征的分类方法（其他方法）采用 RF 分类器。所有分类实验均采用同样的训练样本和精度验证样本。图 5.6 展示了以上五种方法所得分类结果图。



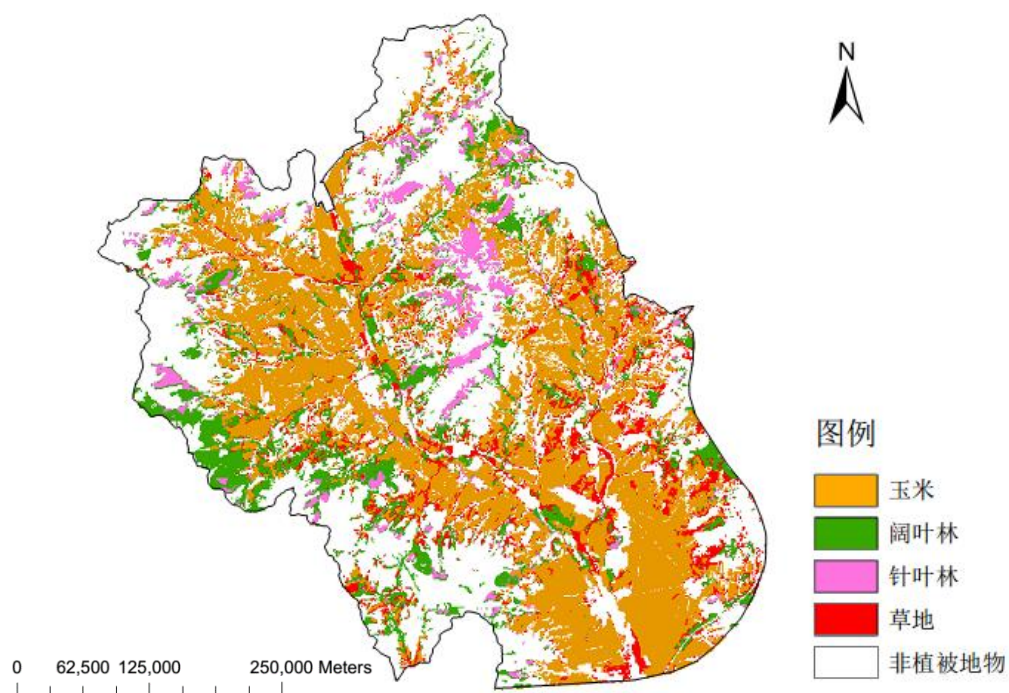
(a) 基于夏季时相 Landsat 8 多光谱影像的植被分类结果



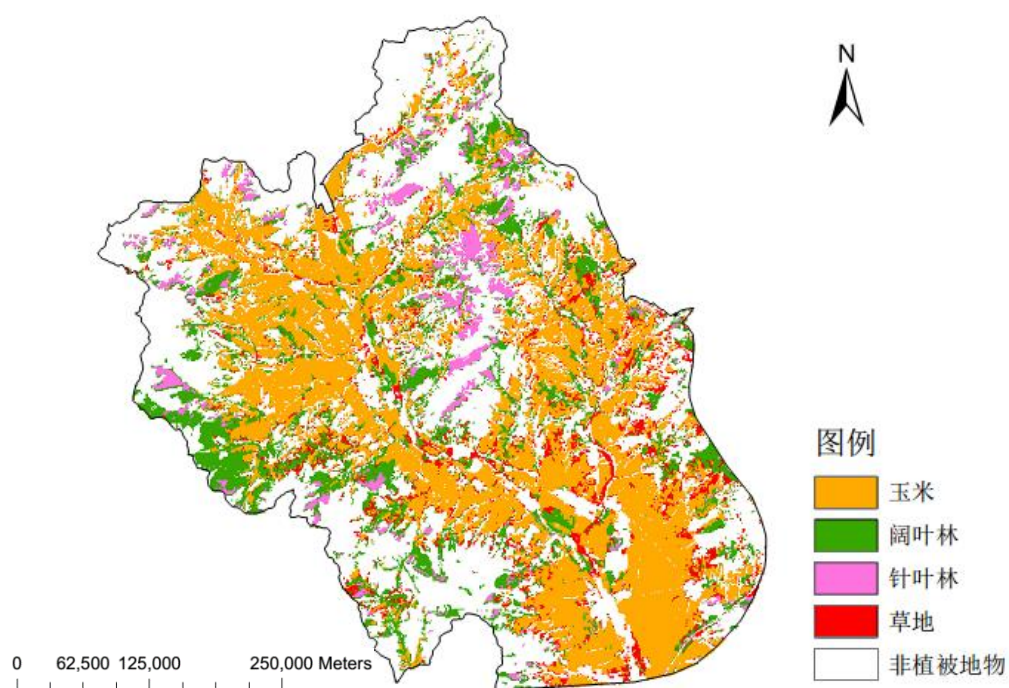
(b) 基于 NDVI 单特征时谱的植被分类结果



(c) 基于物候特征的植被分类结果



(d) 基于全波段反射率时谱及光谱特征参量时谱集合的植被分类结果



(e) 基于全波段反射率时谱及光谱特征参量时谱统计特征的植被分类结果

图 5.6 五种现有方法的植被分类结果

将基于特征时谱的分类结果与传统方法的分类结果进行比较。表 5.3 展示了

以上五种分类方法和本文基于特征时谱集合的分类方法的各类别分类精度、分类总体精度和 Kappa 系数，其中，方法六即为本文提出的基于特征时谱的分类方法。

表 5.3 六种方法所得的各植被类型分类精度、总体精度、Kappa 系数

	玉米	阔叶林	针叶林	草地	总体精度	Kappa 系数
方法一	84.79	84.62	74.79	60.29	78.78	0.71
方法二	87.14	91.83	92.07	60.47	83.96	0.75
方法三	88.02	91.55	93.87	58.94	84.08	0.75
方法四	91.23	93.42	92.79	65.64	89.55	0.85
方法五	92.90	93.58	92.85	68.38	90.01	0.86
方法六	100	95.56	92.05	81.86	96.12	0.94

表 5.3 显示，方法一的分类精度仅为 78.78%，Kappa 系数仅为 0.71，这是因为单时相多光谱数据并不能有效反映不同植被类型间的差异。方法二至方法五的分类精度高于方法一，这是因为引入了时相信息，增加了不同植被类型间的区分度。但是，方法二至方法五中，草地分类精度小于 70%，这是因为研究区草地和玉米、阔叶林的物候周期相近，NDVI 时谱发生大量混淆，而全波段时谱及其统计特征包含冗余信息，也不能很好地凸显其差异。

方法六（即基于时谱机理分析和特征时谱集合）不仅分类总体精度和 Kappa 系数得到显著提升，而且草地分类效果也得到较大改善，这说明本文提出的特征时谱选择方法能够在减少数据冗余的同时，提高草地与易混淆地物之间的区分度，从而实现精准分类。玉米和阔叶林的分类精度仅略有提升，这是因为 NDVI 等时谱变化能够较好反映玉米和阔叶林的物候期变化。针叶林的分类精度优势并不明显，这是因为针叶林在冬季时相的反射率及植被指数特征十分明显，极易与其他植被区分。

总体精度和 Kappa 系数上，五种方法按精度高低排序依次为：方法六、方法五、方法四、方法三、方法二、方法一。可以看出，多时谱数据的分类结果（方法四和方法五）优于 NDVI 时谱分类和（方法二）基于物候特征的分类（方法三），这是因为 NDVI 仅包含红、近红两个波段的信息，信息不足造成分类精度降低，物候特征是在 NDVI 时谱基础上提取，因此方法二与方法三没有明显差异；此外，

方法五的精度略微优于方法四,说明统计特征提取能够从一定程度上减少数据冗余。值得注意的是,基于特征时谱的分类精度明显优于方法四和方法五,这说明增加时谱机理分析过程有利于特征时谱提取,能够极大限度的减少数据冗余,显著提高分类精度。

5.4 本章小结

不同的植被类型具有不同时谱变化规律。在基于植被时谱机理分析的基础上,提取特征时谱,能够在减少数据冗余的同时,提高不同植被类型的区分度,从而提高植被分类精度。本章以辽宁省北票市哈尔脑乡为例,针对四种植被类型的典型变化特征,提取特征时谱进行植被分类,并与其他分类方法进行对比,研究得到以下结论:

(1) 近红外波段(波段 5)时谱、短波红外波段(波段 7)时谱在单波段反射率时谱中具有代表性。本文提取的三项光谱特征参量时谱中, G_R 时谱、 N_SWIR 时谱能够从多方面最大程度地体现不同植被类型之间的差异。综上,针对玉米、阔叶林、针叶林、草地四种植被类型,提取波段 5、波段 7、 G_R 、 N_SWIR 时谱为特征时谱。根据不同植被类型在不同时谱中表现的差异特征,针对四种植被类型,从特征时谱中分别提取时谱指数,时谱指数散点图表明,利用作物时谱指数和阔叶林时谱指数组合,或利用阔叶林时谱指数和草地时谱指数的组合能够有效区分四种类型植被,这也说明特征时谱包含充分的差异信息。

(2) 利用特征时谱进行植被分类,总体精度为 96.12%, Kappa 系数为 0.94。利用提取的时谱指数进行分类,总体精度为 93.60%, Kappa 系数为 0.90。这说明,本文提取的特征时谱和在此基础上的时谱指数能够有效区分三种植被。然而,草地的分类精度比其他三类精度较低,可能的原因是草地的空间异质性较大,样本典型性不足。基于特征时谱集合的分类结果优于基于时谱指数的分类结果,这说明所用特征时谱曲线集合包含丰富的植被差异信息,而时谱指数虽然能够描述不同植被的差异,但损失了一定信息量。

(3) 利用原始单时相数据分类精度为 78.78%,利用 NDVI 植被指数时谱分类的总精度为 83.96%,利用 NDVI 时谱提取的物候特征进行分类的总体精度为 84.08%,对全波段反射率以及光谱特征参量时谱数据集进行分类总体精度为

89.55%，对全波段反射率以及光谱特征参量时谱数据集提取统计特征并分类的总精度为 90.01%。实验结果证明，基于 SPATS 数据，通过时谱机理分析获取的特征时谱集能够显著提高植被分类精度。

第六章 结论与展望

6.1 结论

植被类型及分布情况调查对于国民生产和经济建设具有至关重要的意义,由于不同植被具有其独特的光谱反射特性及其随时间变化的独有规律,通过获取植被的时空谱信息能够实现植被的分类。然而,现有的遥感时谱分类方法或依赖于植被物候周期的区分度和模拟精度,或仅仅局限于少量光谱特征的利用,或对大量遥感数据和特征不加以选择,导致数据冗余。这些研究都没有实现遥感时谱数据应有的价值。

本文针对现有植被分类研究领域中的不足,以 Landsat8 多波段反射率时间序列数据为主要数据源,利用 MARS 软件构建 SPATS 时空谱一体化多维数据集,分别提取不同时期的植被光谱反射率曲线、单波段反射率时谱曲线和光谱特征参量时谱曲线,分析植被的典型光谱特征和变化特性,研究四种典型植被类型的时谱变化规律和机理,提取特征用于植被分类。研究得到的主要结论如下:

(1) 植被的光谱特性由叶绿素、细胞结构、冠层结构、含水量等因素主导,当上述因素发生变化,植被的光谱特性随之变化,因而不同时相的植被光谱存在差异。除此之外,植被光谱还受土壤背景光谱的影响,因此,在植被大量生长、覆盖度较高的时期,像元表现为典型的植被光谱特征,在植被生长水平较低、覆盖度较低的时期,像元表现为典型的土壤光谱特征。

(2) 反射率随时间发生变化所形成的时间谱能够从叶片细胞结构、冠层结构等多角度反映植被的生长变化规律。并且,通过 SPATS 数据进行不同时相的光谱特征分析,利用不同波段进行组合构建光谱特征参量,能够突出不同时相间的某些差异信息。光谱特征参量时间谱能够反映植被的物候关键期和生理生态变化情况。

(3) 利用 MARS 软件对 SPATS 数据中的时谱信息进行提取,对植被反射率时谱和光谱特征参量时谱的变化规律进行分析,结合植被的物候情况和生理生态变化机理过程,分析不同植被的典型时谱特征,并提取特征时谱集,能更加突出不同植被类型间差异,极大程度地去除冗余信息,有利于获得最优分类结果,在

多时相遥感解译中具有重要意义。

(4) 利用提取的特征时谱集进行分类, 总体精度达到 96.12%, 利用原始单时相数据分类精度为 78.78%, 利用 NDVI 植被指数时谱分类的总精度为 83.96%, 对全波段反射率以及光谱特征参量时谱数据集进行分类总体精度为 89.55%, 对全波段反射率以及光谱特征参量时谱数据集提取统计特征并分类的总精度为 90.01%。实验结果证明, 基于 SPATS 数据, 通过时谱机理分析获取的特征时谱集能够有效提高植被分类精度。

6.2 展望

将时空谱多维信息用于植被分类是目前遥感应用的热点和难点。本文综合利用遥感数据的时间、光谱维信息, 深入分析了不同植被类型的时谱特征, 在此基础上进行植被分类, 得到了理想的分类结果。尽管得到了一些成果, 时谱数据用于植被分类研究仍然有许多有待解决的问题, 具体如下:

(1) 植被光谱成因复杂, 植被在不同波段的光谱特性分别由叶片内色素、有机质、水分、叶片结构、冠层结构、阴影、背景、环境胁迫等多种因素主导。本文虽然对植被光谱特性及其主导因素进行了论述, 但是没有考虑以上所有因素。因此, 在今后的研究中, 除了叶绿素、冠层结构、含水量, 应该尽可能全面地引入各种影响因素进行时谱机理分析, 比如蛋白质、氮素的含量对光谱和时谱变化的影响。

(2) 虽然提取特征时谱能够在减少数据冗余的同时, 显著地提高植被分类的精度, 但是, 特征时谱提取的方法受人为主观因素影响较大, 这对于遥感影像的自动解译是不利的。因此, 在植被变化机理研究的基础上, 可以引入一定先验知识, 进而研究计算机如何在时谱数据集中对时谱变化特征和不同植被类型间特征差异进行挖掘的方法, 使提取的特征更加客观。

(3) Landsat 8 数据的时间分辨率为 16 天, 虽然通过去云等处理能够获得较为连续的时谱数据, 但是, 仍然损失了部分信息, 特别是 16 天时间间隔较大, 对于捕捉植被的细微变化是不利的。因此, 在今后的研究中, 可以利用时空融合方法获得时间分辨率更高的遥感数据, 从而更好地对时谱变化进行分析。

(4) 本文对四种典型植被类型的时谱进行了研究, 但仅仅是正常情况下的

植被。事实上，由于环境和气候的变化，植被常常因为各种自然灾害和人为干扰而受到胁迫，研究非正常情况下的植被时谱对于灾害监测、作物估产、全球环境变化等领域也具有重要意义。

参考文献

- [1] Atkinson, P. M., C. Jegathan, J. Dash & C. Atzberger (2012) Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology. *Remote Sensing of Environment*, 123, 400-417.
- [2] Beck, P. S. A., C. Atzberger, K. A. Høgda, B. Johansen & A. K. Skidmore (2006) Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. *Remote Sensing of Environment*, 100, 321-334.
- [3] Bence, J. R. (1995) Analysis of Short Time Series: Correcting for Autocorrelation. *Ecology*, 76, 628-639.
- [4] Brown, M. E., J. E. Pinzon, K. Didan & J. T. Morisette (2006) Evaluation of the consistency of long-term NDVI time series derived from AVHRR, SPOT-vegetation, SeaWiFS, MODIS, and Landsat ETM+ sensors. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 44, 1787-1793.
- [5] Chen, Y., S. Runping, Y. U. Dawei, L. I. U. Ronggao & C. Jingming (2013) Forest disturbance monitoring based on the time-series trajectory of remote sensing index. *Journal of Remote Sensing*, 17, 1246.
- [6] Hao, P., Y. Zhan, L. Wang, Z. Niu & M. Shakir (2015) Feature Selection of Time Series MODIS Data for Early Crop Classification Using Random Forest: A Case Study in Kansas, USA. *Remote Sensing*, 7, 5347-5369.
- [7] Hird, J. N. & G. J. McDermid (2009) Noise reduction of NDVI time series: An empirical comparison of selected techniques. *Remote Sensing of Environment*, 113, 248-258.
- [8] Hurley, J., A. Dudhia & R. G. Grainger (2009) Cloud detection for MIPAS using singular vector decomposition. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2, 1185-1219.
- [9] Jolliffe, I. 2002. Principal component analysis. Wiley Online Library.
- [10] Jonsson, P. & L. Eklundh (2002) Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40, 1824-1832.
- [11] Kennedy, R. E., Z. Yang & W. B. Cohen (2010) Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr — Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 114, 2897-2910.

- [12] Lhermitte, S., J. Verbesselt, W. W. Verstraeten & P. Coppin (2011) A comparison of time series similarity measures for classification and change detection of ecosystem dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 115, 3129-3152.
- [13] Liaw, A. & M. Wiener (2002) Classification and regression by randomForest. *R news*, 2, 18-22.
- [14] Liu, X., B. Zhang, L. Gao & D. Chen (2009) A maximum noise fraction transform with improved noise estimation for hyperspectral images. *Science in China Series F: Information Sciences*, 52, 1578-1587.
- [15] Luo, X., X. Chen, L. Wang, L. Xu & Y. Tian (2014) Modeling and predicting spring land surface phenology of the deciduous broadleaf forest in northern China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 198, 33-41.
- [16] Müller, H., P. Rufin, P. Griffiths, A. J. Barros Siqueira & P. Hostert (2015) Mining dense Landsat time series for separating cropland and pasture in a heterogeneous Brazilian savanna landscape. *Remote Sensing of Environment*, 156, 490-499.
- [17] Martínez, B. & M. A. Gilabert (2009) Vegetation dynamics from NDVI time series analysis using the wavelet transform. *Remote Sensing of Environment*, 113, 1823-1842.
- [18] Melaas, E. K., M. A. Friedl & Z. Zhu (2013) Detecting interannual variation in deciduous broadleaf forest phenology using Landsat TM/ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 132, 176-185.
- [19] Nutini, F., M. Boschetti, P. A. Brivio, S. Bocchi & M. Antoninetti (2013) Land-use and land-cover change detection in a semi-arid area of Niger using multi-temporal analysis of Landsat images. *International Journal of Remote Sensing*, 34, 4769-4790.
- [20] Peña, M. A. & A. Brenning (2015) Assessing fruit-tree crop classification from Landsat-8 time series for the Maipo Valley, Chile. *Remote Sensing of Environment*, 171, 234-244.
- [21] Richardson, A. D., T. F. Keenan, M. Migliavacca, Y. Ryu, O. Sonnentag & M. Toomey (2013) Climate change, phenology, and phenological control of vegetation feedbacks to the climate system. *Agricultural and Forest Meteorology*, 169, 156-173.
- [22] Roli, F. & G. Fumera. 2001. Support vector machines for remote sensing image classification. In *Euromicro Remote Sensing*, 160-166. International Society for Optics and Photonics.
- [23] Ru, L. I., Z. Xia, L. I. U. Bo & Z. Bing (2009) Review on methods of remote sensing time-

- series data reconstruction. *Journal of Remote Sensing*, 13, 335.
- [24] Savitzky, A. & M. J. Golay (1964) Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical chemistry*, 36, 1627-1639.
- [25] Schmidt, M., R. Lucas, P. Bunting, J. Verbesselt & J. Armston (2015) Multi-resolution time series imagery for forest disturbance and regrowth monitoring in Queensland, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 158, 156-168.
- [26] Shahshahani, B. M. & D. A. Landgrebe (1994) The effect of unlabeled samples in reducing the small sample size problem and mitigating the Hughes phenomenon. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32, 1087-1095.
- [27] Simms, D. M., T. W. Waine, J. C. Taylor & G. R. Juniper (2014) The application of time-series MODIS NDVI profiles for the acquisition of crop information across Afghanistan. *International Journal of Remote Sensing*, 1-21.
- [28] Thompson & Bruce. 2012. *Canonical Correlation Analysis*. Springer Berlin Heidelberg.
- [29] Verbesselt, J., R. Hyndman, G. Newnham & D. Culvenor (2010) Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 114, 106-115.
- [30] Waldner, F., G. S. Canto & P. Defourny (2015) Automated annual cropland mapping using knowledge-based temporal features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 110, 1-13.
- [31] Welch, P. D. (1967) The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on audio and electroacoustics*, 15, 70-73.
- [32] White, K., J. Pontius & P. Schaberg (2014) Remote sensing of spring phenology in northeastern forests: A comparison of methods, field metrics and sources of uncertainty. *Remote Sensing of Environment*, 148, 97-107.
- [33] Yan, L. & D. P. Roy (2015) Improved time series land cover classification by missing-observation-adaptive nonlinear dimensionality reduction. *Remote Sensing of Environment*, 158, 478-491.
- [34] Zhang, X., M. A. Friedl, C. B. Schaaf, A. H. Strahler, J. C. F. Hodges, F. Gao, B. C. Reed & A. Huete (2003) Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 84, 471-475.

- [35] Zhu, Z. & C. E. Woodcock (2014) Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 144, 152-171.
- [36] 曹云锋, 王正兴 & 邓芳萍 (2010) 3 种滤波算法对 NDVI 高质量数据保真性研究. *遥感技术与应用*, 118-125.
- [37] 查勇, 倪绍祥 & 杨山 (2003) 一种利用 TM 图像自动提取城镇用地信息的有效方法. *遥感学报*, 37-40+82.
- [38] 崔凯. 2012. 基于遥感技术的作物物候监测方法及动态变化分析研究. 中南大学.
- [39] 刘焕军, 张柏, 张渊智, 宋开山, 王宗明, 李方 & 胡茂桂 (2008) 基于反射光谱特性的土壤分类研究_刘焕军. *光谱学与光谱分析*, 28.
- [40] 罗亚, 徐建华 & 岳文泽 (2005) 基于遥感影像的植被指数研究方法述评. *生态科学*, 75-79.
- [41] 申晓勇, 雷英杰, 蔡茹 & 张弛 (2009) 基于加权 Minkowski 距离的 IFS 相异度度量方法. *系统工程与电子技术*, 31, 1358-1361.
- [42] 宋春桥, 游松财, 柯灵红 & 刘高焕 (2011) 藏北地区三种时序 NDVI 重建方法与应用分析. *地球信息科学学报*, 133-143.
- [43] 谭炳香. 2006. 高光谱遥感森林类型识别及其郁闭度定量估测研究. 中国林业科学研究院.
- [44] 谭琨 & 杜培军 (2008) 基于支持向量机的高光谱遥感图像分类_谭琨.pdf. *红外与毫米波学报*, 27, 6.
- [45] 汤旭光. 2013. 基于激光雷达与多光谱遥感数据的森林地上生物量反演研究. 中国科学院研究生院(东北地理与农业生态研究所).
- [46] 唐宏, 杜培军, 方涛 & 施鹏飞 (2005) 光谱角制图模型的误差源分析与改进算法. *光谱学与光谱分析*, 25, 1180-1183.
- [47] 童庆禧, 张兵 & 郑兰芬. 2006. 高光谱遥感: 原理, 技术与应用. 高等教育出版社.
- [48] 汪西莉, 焦李成 (2004) 一种基于马氏距离的支持向量快速提取算法. *西安电子科技大学学报:自然科学版*, 31, 639-643.
- [49] 王伯荪, 植物生态学 & 彭少麟. 1997. 植被生态学: 群落与生态系统. 中国环境科学出版社.
- [50] 王福涛, 王世新, 周艺, 王丽涛 & 阎福礼 (2011) 多光谱遥感在重大自然灾害评估中的应用与展望. *光谱学与光谱分析*, 577-582.

- [51] 王乾坤, 于信芳, 舒清态, 尚珂 & 文可戈 (2015) MODISEVI 时序数据重建方法及拟合分析. 地球信息科学学报, 732-741.
- [52] 徐涵秋 (2005) 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究. 遥感学报, 589-595.
- [53] 杨建锋, 马军成 & 王令超 (2012) 基于多光谱遥感的耕地等别识别评价因素研究. 农业工程学报, 230-236.
- [54] 叶笃正, 符淙斌 & 董文杰 (2002) 全球变化科学进展与未来趋势. 地球科学进展, 17, 467-469.
- [55] 张兵, 申茜, 李俊生, 张浩 & 吴迪 (2009) 太湖水体 3 种典型水质参数的高光谱遥感反演. 湖泊科学, 182-192.
- [56] 张峰, 谢振华, 程江涛, 崔高仑 & 徐衡博 (2015) 基于向量皮尔森相关系数的组合赋权法. 火力与指挥控制, 40, 83-86.
- [57] 张建华 (2000) 作物估产的遥感—数值模拟方法. 干旱区资源与环境, 14, 82-86.
- [58] 张良培 & 张立福. 2011. 高光谱遥感. 测绘出版社.
- [59] 张明伟, 周清波, 陈仲新, 周勇, 刘佳 & 蔡崇法 (2006) 基于物候模型的作物种植面积变化监测方法. 农业工程学报, 22, 139-144.
- [60] 张霞, 孙睿, 张兵 & 童庆禧 (2006) 基于 MODIS 植被指数时间谱的华北平原土地覆盖分类. 农业工程学报, 128-132+309.
- [61] 张学工 (2000) 关于统计学习理论与支持向量机. 自动化学报, 36-46.
- [62] 张志敏, 张天桥, 康冬舟 & 益建芳 (2002) 遥感图像多光谱假彩色合成处理及其在环境地学中的应用. 影像技术, 33-36.
- [63] 赵敏 & 周广胜 (2004) 基于森林资源清查资料的生物量估算模式及其发展趋势. 应用生态学报, 15, 1468-1472.
- [64] 赵英时. 2003. 遥感应用分析原理与方法. 科学出版社.
- [65] 周伟奇. 2004. 内陆水体水质多光谱遥感监测方法和技术研究. 中国科学院研究生院(遥感应用研究所) .
- [66] 周玉洁, 王卷乐 & 郭海会 (2015) 基于谐波分析和线性光谱模型的耕地信息提取. 遥感技术与应用, 30, 706-713.

个人简介

1. 发表或在投文章

- [1] 周惠慧, 付东杰, 张立福, 王文生, 岑奕, 王晋年. “基于数字相机的草地物候模拟及其与气象因子关系的研究”. 遥感技术与应用. (已接收)
- [2] 周惠慧, 王楠, 王晋年, 黄瑶, 张立福. “不同时间间隔下的遥感时间序列模型比较分析”. 地球信息科学学报. (已接收)
- [3] 周惠慧, 张立福, 王楠, 黄瑶, 王晋年. “基于 SPATS 数据的植被精细分类研究”. 遥感学报. (在投)
- [4] 周惠慧, 张霞, 张立福, 王楠. “遥感时间序列重构模型用于不同时间间隔数据的比较研究”. 第三届全国成像光谱对地观测学术研讨会.

2. 参与主要项目

- 1、辽西北土地沙化遥感监测;
- 2、利用地面光谱成像系统进行故宫文物目标识别;
- 3、全球巨型矿带重要矿产资源与能源遥感专题产品生产系统。

致 谢

完成论文初稿，想到一个问题：硕士三年，我收获了什么？

起初，这个问题会把自己难住。直到有一次，在回答师妹的问题时，脑海中闪过一个念头：三年前的我，是不是有过和她同样的疑惑？答案是肯定的。只不过三年的时间把我从一个提问者变成一个回答者。原来，三年里认识的人、做过的事，早已内化成自己的一部分，伴随着我从一个对高光谱一无所知的大学生逐渐成长为对科研、项目都颇有心得的研究生。三年来所有的经历化成一帧帧画面浮现，回忆的同时，涌上心头的满是对画中人的感激！

感谢我的导师王晋年研究员。王老师豁达干练、待人宽和、思维活跃、见解独到，对遥感应用的发展具有敏锐的洞察和感知能力。与您的接触和交谈，让我感觉您充满智慧与人格魅力。能够成为您的学生我倍感荣幸。感谢我的导师张立福研究员。从小论文和大论文的选题、实验、到最后的定稿，每一步都有您的耐心指导，您高瞻远瞩、精益求精的科研精神时刻感染着我，与您的每一次交流、您的每一句鼓励，都让我收获前进的动力。

感谢童庆禧院士，您是中国高光谱遥感的开拓者，八十高龄仍然活跃在科研一线，您满怀对科学的赤子之心，引领着我们思想和科研的前进，衷心祝愿您身体健康！感谢张霞老师，您为人亲切随和，对待科研却一丝不苟，给我的论文提出了许多宝贵意见，您的思维和视野常能启发我认真思考，做出切实改进。感谢王树东老师，您宽厚谦和，科研中给予我帮助，生活中给予我关心，您豁达的态度是我学习的榜样。感谢岑奕师姐，你充满活力，年轻却有着丰富的阅历和洞察世事的眼光，与你共同出行充满欢乐。

感谢王楠师姐，在我每一次困惑迷茫的时候，都会想到与你交流，而你就像姐姐一样给予我很大的帮助，我论文的每一次修改无不倾注着你的心血。感谢付东杰师兄，是你教会我科研的基本方法，指导我完成第一篇学术论文，不仅如此，你还教会我滑雪。感谢指导我完成本科毕业论文的赵恒谦师兄，感谢在我初来乍到时给予我关心和照顾的孙雪剑师兄、余晓君师姐、李雪轲师姐、刘凯师兄、张鹏。感谢翟永光、焦文哲、陈浩，与你们一同参与项目、互相帮助十分愉快。感谢高孝杰、郝贵斌在实验过程中的大力帮助，你们的建议使我受益良多。感谢姜海玲师姐生活中体贴细致的关怀，你坚强善良，是我学习的榜样。高光谱是一个

温暖的大家庭，与 HASAN、李瑶、王桂珍、石婷婷、孙艳丽、林红磊、简讯、温敏、田静国、王文静、王思恒、彭波、郭新蕾、孙伟超、张潇元、任涓、邓贤明等师兄师姐、同级同学和师弟师妹们的相处让我的研究生生活丰富多彩，同时，衷心感谢大家对我的帮助。

感谢我的室友徐晨娜和徐楠，与你们相处是一段非常快乐的时光，深感压力时的嬉笑、情绪低落时的开导，让我轻松应对各种苦闷的科研问题。感谢一路走来陪伴我的同窗好友冯灿、钱文倩、祝明、韩孟核、王利双，你们总是给予我各种各样的关心、鼓励和安慰，因为有你们，我不会孤单。特别感谢王文生，我所经历的所有快乐和不顺，都有你来分享和分担，六年的陪伴、支持和包容让我不断变成更好的自己。

特别感谢我的家人。感谢父母的养育和教导，你们的健康和快乐是我最大的追求。感谢姐姐姐夫对我的照料，感谢亲人们的关爱与支持，你们的爱是我不断前进的动力。

周惠慧

于中国科学院遥感与数字地球研究所

二零一六年五月 北京