

硕士学位论文

新疆大学

论文题目（中文）： 基于多时相 SAR 数据的作物识别及种植面积提取研究——以渭-库绿洲为例

论文题目（外文）： **Study on crop identification and planting area extraction based on multi-temporal SAR data: A case study of Ugan-Kuqa River Delta Oasis**

研 究 生 姓 名： 古丽努尔·依沙克

学 科： 地理学

研 究 方 向： 地图学与地理信息系统

导师姓名及职称： 买买提·沙吾提 副教授

论文答辩日期 2020 年 5 月 12 日

学位授予日期 年 月 日

摘 要

及时准确地获取农作物的空间分布信息和种植面积, 在农业生产管理与农业政策等方面具有非常重要的作用。本文以多时相 Sentinel-1 合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR) 影像为主要数据源, 以 Sentinel-2 光学数据为辅助数据, 选取渭干河—库车河绿洲进行不同作物的识别以及种植面积提取研究。根据研究区作物的物候特征, 提取不同作物在不同生长期的后向散射系数, 通过对作物不同极化、不同时相后向散射系数进行统计, 建立散射特征时序变化曲线, 并对其变化特征进行分析。利用 J-M 距离确定适用于本研究的最佳时相。基于 SAR 影像以及光学影像获取了最佳时相的后向散射特征、极化组合特征、纹理特征、植被指数以及红边指数等特征向量, 对其进行特征向量的组合。基于重要性分析以及可分离性确定了最佳特征向量组合。利用人工神经网络、支持向量机和随机森林分类方法进行棉花、玉米、果树的识别和种植面积提取研究, 并且得出如下结论:

(1) 棉花的后向散射系数在 6 月现蕾期和 7 月开花期有明显的上升, 8 月份达到最高值, 变化特征最明显。玉米和果树的后向散射系数在 9 月份与其他地物之间表现出了显著差异。通过多时相 SAR 影像能够有效得到农作物在关键生长期的作物长势情况, 能够作为光学空缺数据的有力补充。同时, 文中提出的旱地作物最佳识别时相的选择方法可以推广到我国西北地区, 为基于 SAR 数据的旱地作物识别研究提供应用参考。

(2) 研究中利用 6、8、9 月份的 Sentinel-1 SAR 数据和 Sentinel-2 光学数据提取了后向散射特征(V)、极化组合特征(P)、纹理特征(T)、植被指数(R)以及红边指数(E), 并且进行特征向量的组合, 丰富了其特征信息, 使光学与 SAR 数据达到了互补的效果。通过特征重要性分析以及 J-M 距离可分离性评价, 筛选出 V+T+E+R+P 特征向量组合方式为最佳方式。在减少数据冗余的同时, 提高了分类精度。

(3) 通过对本研究中利用的 3 种分类结果进行对比分析可以得出, 随机森林的分类精度最高, 总精度达到 88.97%, 相对于支持向量机和人工神经网络分类分别提高了约 4.6 个百分点和 11 个百分点。其中, 玉米、果园和棉花的精度分别达到了 55.79%、72.59%和 92.17%。表明数随机森林分类方法更适用于基于时间序列 SAR 数据的干旱区农作物的分类和种植面积提取。

研究中农作物种植模式相对简单的情况下, 识别效果比较理想。在玉米和果园

等种植模式较复杂的区域识别效果明显不足。分类方法的选择也需要根据研究区内作物种植结构、复杂程度、应用需求结合不同数据进行综合考虑和调整。文中选用的 C 波段双极化 SAR 数据,虽然具有一定的穿透性,但对生物量的敏感性不及 P、L 波段,这也是玉米、果园的分类效果存在不足的原因之一。尝试结合多波段、全极化的 SAR 数据,针对复杂种植模式下的旱地作物寻求更加准确的识别方法是往后研究的发展方向。

关键词: 多时相; Sentinel-1A; 后向散射系数; 作物面积提取

Abstract

It plays a vital role in agricultural production management and agricultural policy to acquire spatial distribution information and planting area of crops timely and accurately. In this paper, based on Sentinel-1 synthetic aperture radar (SAR) images of various phases and Sentinel-2 optical data as auxiliary data, weigan river and kuqa river oasis were selected to identify different crops and extract planting areas. According to the phenological characteristics of crops in the study area, the backscattering coefficient (Sigma) and normalized backscattering coefficient (Gamma) of different crops in different growth periods were extracted. Based on the statistics of the backscattering coefficients of crops with different polarization and different simultaneous phase, the time-series curves of scattering characteristics were established and analyzed. The optimum phase was determined by using the J-M distance. Based on SAR image and optical image, the feature vectors such as backscattering feature, polarization combination feature, texture feature, vegetation index and red edge index of the optimal time phase were obtained, and the feature vectors were combined. The optimal feature vector combination was obtained based on the feature importance analysis and separability. Artificial neural network, support vector machine and random forest classification method were used to identify cotton, corn and fruit trees and extract planting area. Through comparative analysis and verification of the classification accuracy of remote sensing image with different feature combinations under multi-temporal conditions, the following conclusions were drawn:

(1) The backscatter coefficient of cotton increased significantly in the budding stage in June and the flowering stage in July, and reached the highest value in August with the most obvious change characteristics, which was easy to be distinguished from other crops. The backscatter coefficients of maize and fruit trees were significantly different from other features in September. The multi-temporal SAR image can effectively obtain the crop growth situation in the critical growing period, which can be a powerful supplement to the optical vacancy data. At the same time, the method of selecting the best time phase for the recognition of dryland crops proposed in this paper can be extended to the northwest region of China, which provides an application reference for the study of the recognition of dryland crops based on SAR data.

(2) In this study, the Sentinel-1sar data and Sentinel-2 optical data in June, August

and September were used to extract the backscattering feature(V), polarization combination feature (P), texture feature (T), vegetation index (R) and red edge index (E). Moreover, the combination of feature vectors enriches the feature information and makes the optics and SAR data complement each other. Through the analysis of the importance of features and the evaluation of the separability of J-M distance, the combination of V+T+E+R+P feature vectors was selected as the best way. While reducing data redundancy, the classification accuracy was improved.

(3) Through comparative analysis of the three classification results used in this study, it can be concluded that the classification accuracy of random forest was the highest, with the total accuracy reaching 88.97%. Compared with support vector machines and artificial neural networks, the classification of random forest was improved by about 4.6 percentage points and 11 percentage points. Among them, the precision of corn, orchard and cotton reached 55.79%, 72.59% and 92.17%. The results showed that the method of random forest classification was more suitable for the classification and planting area extraction of crops in arid areas based on time series SAR data.

In the case of relatively simple planting mode, the recognition effect was ideal. The recognition effect was obviously insufficient in the area with complex planting patterns such as maize and orchards. The selection of classification method should be considered and adjusted according to the planting structure, complexity and application demand of crops in the research area. Although the c-band dual-polarized SAR data in this paper has certain penetrability, its sensitivity to biomass is less than that of P and L bands, which was one of the reasons why the classification effect of maize and orchards was insufficient. It was the future development direction to try to combine the multi-band, fully polarized SAR data and seek more accurate identification methods for dryland crops under complex planting patterns.

Keywords: multi-temporal; Sentinel-1A; backscattering coefficient; crop area extraction

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究进展	2
1.2.1 基于光学遥感的作物识别研究进展	2
1.2.2 基于雷达遥感的作物识别研究进展	3
1.3 研究内容及技术路线	5
1.3.1 研究内容	5
1.3.2 研究方法及技术路线	5
1.4 本章小结	6
第 2 章 研究区概况及数据	8
2.1 研究区概况	8
2.1.1 地理位置	8
2.1.2 气候特征	8
2.1.3 地形地貌	9
2.1.4 农作物物候资料	9
2.2 研究区主要数据源	10
2.2.1 SAR 遥感影像	10
2.2.2 光学遥感影像	11
2.2.3 野外实测数据	12
2.4 本章小结	13
第 3 章 微波遥感原理及处理技术	15
3.1 微波遥感系统简介	15
3.2 微波遥感的分类	16
3.3 合成孔径雷达的基本原理	17
3.3.1 雷达方程与后向散射系数	17
3.3.2 系统参数	17
3.3.3 成像模式	19
3.3.4 SAR 成像的几何特点	20
3.4 雷达影像的解译	21

3.5 SAR 遥感的特点及应用	22
3.6 SAR 影像处理	22
3.6.1 辐射定标	23
3.6.2 SAR 图像的斑点噪声	24
3.6.3 SAR 影像的滤波处理	24
3.6.4 地理编码	26
3.7 光学遥感数据处理	27
3.8 本章小结	27
第 4 章 基于 Sentinel 数据的特征分析及特征提取	28
4.1 基于 SAR 影像数据的作物散射特征分析	28
4.1.1 典型地物后向散射特性分析	28
4.3.2 可分离性评价	32
4.2 SAR 和光学影像数据的特征筛选	34
4.2.1 数据的特征提取	34
4.2.2 特征重要性分析	40
4.2.3 特征组合及筛选	41
4.3 本章小结	43
第 5 章 基于 Sentinel 数据的作物识别	45
5.1 基于雷达数据的作物识别研究	45
5.1.1 随机森林分类	45
5.1.2 支持向量机分类	45
5.1.3 人工神经网络分类	46
5.2 不同农作物的识别	47
5.2.1 单时相条件下作物识别	47
5.2.2 多时相条件下作物识别	49
5.2.3 作物分类精度验证	51
5.3 作物面积精度验证	53
5.3.1 作物种植面积提取	53
5.3.2 作物面积精度验证	53
5.4 本章小结	54
第 6 章 结论与展望	56
6.1 结论	56
6.2 研究特色	57

6.3 不足与展望.....	57
参考文献	59
致谢	65
学位论文独创性声明与学位论文知识产权权属声明	66
个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果	67

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

作物种类识别和种植面积提取是农情监测的重要内容, 准确地进行作物的分类识别, 及时获取农作物种植面积信息及空间分布状况在农业生产管理与农业政策等方面具有非常重要的作用^[1-3]。我国自古以来作为农业生产和消费大国, 农业生产的发展历来是社会、政府部门发展公民经济工作的重中之重^[4]。及时以及准确地对主要农作物的长势信息、空间分布状况以及农作物的产量信息进行识别与动态监测, 加强作物生产管理, 确保我国粮食安全在农业生产管理与农业政策等方面具有重要意义^[5-6]。传统的农业统计报表和抽样调查方法, 容易受到主观因素的影响, 会有错报、漏报等情况的发生, 因此快速准确地对大尺度农作物进行识别研究, 获取大尺度粮棉作物的产量信息及种植面积信息成为了目前中国国情实现农业现代化的必要条件^[7]。与传统的调查方法相比, 遥感技术以它的广泛性、时效性、周期性、综合性和经济性等特点在农业遥感中发挥着极其重要的作用^[8]。目前, 国内外均有学者进行通过 Landsat-8、MODIS、Sentinel-2 以及无人机、高光谱等光学传感器对不同时空尺度下的棉花、小麦、玉米、水稻以及各种果树等作物进行识别、估算及长势监测等应用研究, 在理论和应用方面都达到了比较成熟的进展^[9]。尽管光学遥感技术在作物识别和种植面积提取应用中已经很成熟, 但是易受阴雨天气的影响, 使光学遥感数据的使用受到了一定的限制, 从而使获取完整、低云量、在时间尺度上连续的光学遥感影像的工作无法顺利进行, 在一定的程度上影响了农作物监测工作的时效性以及准确性^[10]。利用雷达遥感, 农作物监测可以免受天气的影响, 微波波段对云层具有穿透能力。雷达遥感不以太阳光为辐射源, 而是主动发射微波信号, 可以全天时、全天候不分日夜地产出影像数据, 雷达遥感的该特性可以使数据获取与当地天气之间具有独立性。微波遥感在探测植被信息时, 采用侧视成像穿透植被、充分反映植被的结构特征, 鉴于以上优点, SAR 被广泛地应用于作物监测与估产^[11-13]。种植业是我国农业的主体, 我国南方与西北方供农作物生长所需的地形、土壤、水源及光照等因素的差异较大。受自然条件影响, 我国南方和西北方农作物的耕作制度、作物种类在差异较大。在我国南方水热资源丰富、气候湿润, 主要耕地是水田, 以水稻、油菜、甘蔗等农作物为主; 在西北地区降水少、气候干燥、光照足, 主要耕地则是旱地, 以小麦、棉花、花生、甜菜等旱地作物为

主。水稻等作物的种植面积由于受云雨天气的影响,难以获取足够的光学遥感影像,微波遥感又受入射角、含水量等的影响,使水稻产生较强的回波,逐渐用来进行水稻监测和面积提取工作。西北地区以冬小麦为主的作物多数是以地面高光谱、无人机影像以及光学卫星影像来提取其长势信息,利用叶绿素、含水量、叶面积指数估算模型进行遥感反演^[14],应用雷达数据进行旱地作物识别与面积提取工作较少。在动态监测我国西北地区旱地作物长势时,在作物生长关键时期会受到阴雨寡照天气的影响,单靠光学遥感数据难以进行足量、有效的监测,已无法满足监测业务的需求。在这样的背景下,本研究从现实社会发展需求出发,将结合应用雷达遥感数据和光学遥感数据进行西北地区旱地作物的识别和种植面积提取工作,对解决现存在的实际问题提供了新的思路以及技术支持。

1.2 国内外研究进展

1.2.1 基于光学遥感的作物识别研究进展

农作物识别与作物种植面积作为农情监测的重要要素之一,是农情监测的首个阶段和至关重要步骤。从基于遥感技术的农情监测技术诞生以来,像 Landsat MSS、NOAA/AVHRR、TM、MODIS 等不同光学遥感影像被用于农情监测相关研究^[15]。从 20 世纪 70 年代,美国、加拿大、英国、法国、德国等欧洲国家就开始通过星载遥感技术建立大空间尺度的农作物长势监测和作物产量估产系统,从农情实际情况出发,为农业生产进行指导^[16]。到了 20 世纪 80~90 年代,农情遥感监测技术从同种类别的农作物发展到粮食、棉麻、豆类、果树、蔬菜等多种类别作物种植模式结构的监测^[17-18]。印度 P. P. Nag esw ara Rao 和 V. R. Rao 等学者基于 Landsat MSS 影像数据和航空扫描数据,以印度主要产稻区为研究区域,对水稻作物进行识别和面积估计研究^[19]。进入 21 世纪,农作物种植结构遥感提取技术和应用更加成熟。

我国的农业遥感起步于 20 世纪 80 年代,相对较晚。在 80 年代,利用 NOAA 卫星 AVHRR 气象遥感数据,卫星气象中心以及河北气象科研所对冬小麦的种植面积以及产量进行了大空间尺度遥感综合估产^[20-22]。徐希孺等利用 NOAA/AVHRR 遥感影像数据,以河南省为研究区,通过混合像元的因子分析法,对冬小麦种植面积进行了估算研究^[23]。进入 21 世纪后,国内学者以及专家更是利用各种尺度的遥感影像数据进行了大规模的、各方面的工作。吴文斌等利用 NOAA/AVHRR 图像对冬小麦的 NDVI 数据进行提取,提出了对冬小麦长势监测研究方法的评价及改进方法^[24]。江东等^[25]利用 NOAA 资料,对作物生长期的 NDVI 进行了反演,提出结

合作物生长物候周期实现作物长势和产量的估算。邹金秋等利用 Terra/MODIS 数据,以河北省藁城市为研究区,分析 MODIS 波谱特性以及植被指数对冬小麦进行面积提取精度的影响,得到了比较理想的结果^[26]。随着我国遥感技术的发展,由我国和巴西联合研制的中巴地球资源一号卫星, FY-3A MERSI 及 HJ-1A 等遥感数据广泛用于水稻、冬小麦等作物分类以及面积提取研究中^[27-29]。潘耀忠等学者利用 MODIS-EVI 时间序列数据,以北京通州为研究区,构建农作物种植面积指数模型 (Pan-CPI) 对冬小麦进行种植面积测量方法进行了试验,为 EVI 时序数据在作物面积提取研究提供了新的思路^[30]。

1.2.2 基于雷达遥感的作物识别研究进展

合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 作为一种主动式微波传感系统,能够在不依赖光照和天气等因素的情况下,实现全天时、全天候不分日夜地产出影像数据以及对地观测,同时具有较强的穿透能力,是其他遥感所无法比拟的^[31]。SAR 数据依据特有的优点可以使数据获取与当地天气之间具有独立性,从而为农情长势监测和种植产量估计研究提供强有力的数据保障和技术支持。随着合成孔径雷达遥感技术得到不断的发展,基于 SAR 遥感影像对农情进行实时、动态监测,已成为农情遥感监测研究的热点。早期农作物 SAR 识别多使用单波段、单极化、单时相影像作为数据源,而且多数研究是对水稻进行识别,很少应用到小麦、玉米等作物的种植面积信息提取研究^[32]。

Le Toan 等学者对 X 波段的合成孔径雷达影像数据进行分析,对研究区 HH 和 VV 两种极化方式的后向散射系数进行比较,由于植被冠层具有高度反射的下垫面,使水稻在生长期间的变化最显著,这也表明了 HH 和 VV 极化的 SAR 数据可用于研究中进行水稻识别^[33]。Aschbacher J 等利用 ERS-1 合成孔径雷达数据,以泰国西部为研究区,对稻田测绘以及水稻长势监测方面的潜力进行研究,试验表明多时相的 SAR 影像数据在种植地块较为破碎、种植结构复杂的区域具有较好的分类效果^[34]。Turner 等学者获取三种时相的 SPOT-XS 数据,以尼日尔三角洲为研究区,提出一种代替非监督与监督分类的分类方法,减少图像异质性的步骤,得到了精度较高的分类制图^[35]。Henning Skriver 等学者利用 L 波段和 C 波段的 EMISAR 数据,研究了极化 SAR 在农作物分类研究中的潜力,提出多波段、多极化的 SAR 数可得到较高的分类精度^[36]。进入 21 世纪后,欧空局发射了 C 波段、多极化、多角度、多成像模式的 ENVISAT-ASAR 卫星,使达到合成孔径雷达卫星发射的新时代^[9]。Frata 等利用多极化、多时相的 C 波段 AirSAR 系统和 ERS 数据,对 7 种作物类型进行识别研究,使精度得到了显著的提高^[37]。Stankiewicz 以波兰西部为研究

区,以 ENVISAT ASAR 影像为主要数据源,对多时相双极化 SAR 数据进行作物识别的效率的评估,得到了高精度分类结果^[38]。Soria-Ruiz 等对 Landsat ETM 数据和 C 波段的 Radarsat-1 雷达影像数据进行融合,对融合的土地覆盖地图进行准确性评估,表明光学和 SAR 数据相结合可使作物的识别精度得到提高^[39]。McNairn 等学者以加拿大东部位研究区,通过 RADARSAT-2 和 TerraSAR-X 影像对玉米、大豆等作物进行分类制图,研究证明比起单波段的雷达数据,将两种波段的 SAR 影像结合,可对农作物识别精度的提高有所帮助^[40]。Loosvelt 等^[41]利用 L 波段的 EMISAR 数据进行极化分解、提取极化散射特征,用随机森林计算重要性随时间的变化,对豌豆、甜菜、冬小麦、冬大麦和黑麦进行分类,为 SAR 监测作物整个生长季提供了参考。Paolo 等^[42]结合 Landsat-8 和 X 波段 SAR (COSMO-SkyMed) 数据,根据对其进行的季节性特征组合,在不同作物可分离性的基础上建立分类方法对温带地区的 7 种作物进行制图,表明光学和 SAR 遥感影像相结合联合应可有效的提高作物识别精度。

国内有申双和等学者采用多时相双极化 ASAR APMODE 数据分析了水稻 HH 极化、VV 极化和比值系数 HH/VV 的时域变化特征及与水稻生长参数的相关关系^[43]。东朝霞等利用多时相多极化 Radarsat-2 数据对中国北方旱地秋收作物进行分类,并获得较高精度的玉米识别^[44]。Zhou 等^[45]将资源三号 and Sentinel-1 数据进行叠加,基于时间序列分析方法,对多云多雨地区的农作物进行分类,且与 SVM 和 RF 分类进行对比,使精度提高了 5%。李俐等^[46]利用多时相 Sentinel-1A 影像根据不同生育期玉米后向散射系数的变化情况,运用 SVM 算法提取了玉米种植面积,得到了较理想的结果。Jia 等^[47]利用 ASAR 和 TerraSAR 数据提取小麦和棉花的纹理特征,对不同生长期、不同波段以及不同极化的 SAR 影像进行组合,利用 SVM 方法对作物进行分类,结果表明相较于单波段影像不同波段组合的 SAR 数据在作物分类具有一定的优势。郭交等^[48]基于多时相 PolSAR 数据,通过定义参数描述不同农作物的极化散射特性的变化规律,提出一种新的分类算法,对油菜、豌豆、春小麦等作物进行监督分类,使识别精度得到提高,为 SAR 数据在农业遥感监测应用方面提供了有力的科学依据。

综上所述,利用多时相微波遥感图像分析 SAR 数据与农作物的作用机理,研究农作物不同极化的后向散射系数在不同时相的变化规律,筛选出作物分类的最佳时相与极化方式,最终实现对旱地作物的识别与种植面积监测。预期成果能够解决多云雨、雾霾天气下的粮食主产区光学遥感影像短缺问题,促进雷达技术在农业遥感监测业务化工作中发挥更大作用等方面具有重要的理论意义和实用价值。

1.3 研究内容及技术路线

1.3.1 研究内容

(1) 不同农作物后向散射特征时序分析

研究典型地物的极化特征时序变化曲线是确保作物识别精度的关键因素。因此需要对棉花、玉米以及其它农作物的极化特征时序变化曲线进行比较分析。研究典型地物在 SAR 影像上表现出的差异性,结合不同地物在不同极化状态和不同时相的后向散射系数随时间变化的趋势,分析这些差异的原因所在。

(2) 基于雷达数据的作物识别及种植面积提取研究

以多时相 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 光学影像为主要数据源,提取后向散射特征、极化组合特征、纹理特征、植被指数和红边指数等特征,进行可分离性分析以及重要性分析。确定最佳的时相以及特征向量组合方式,建立人工神经网络、支持向量机和随机森林三种监督分类模型,探讨 Sentinel-1 不同极化方式、不同时相及其不同特征组合,以及不同分类方法对干旱区主要作物遥感识别精度的影响,得出适用于研究区的基于 Sentinel-1 SAR 数据的作物识别和种植面积进行提取方法,为实际应用需求提供有效地参考。

1.3.2 研究方法及技术路线

3S 技术是遥感技术(Remote sensing, RS)、地理信息系统(Geography information systems, GIS)和全球定位系统(Global positioning systems, GPS)的统称,其构成的技术体系目前已成为大面积农作物的长势监测和估产的先进手段。3S 技术能够高速获取、处理、应用信息,宏观、动态、高精度的实时监测。

(1) 本研究选择了作为西北地区典型的农业区域——塔里木盆地北缘地区的典型绿洲农业区为研究区域,收集查阅有关历史文献、统计资料、地形图、地质资料等。

(2) 研究主要依赖于 SNAP 平台的 Sentinel-1 Toolbox、Sen2Cor 插件、ArcGIS、Enmap-Box 以及 Origin 等软件,对研究区 Sentinel-1 和 Sentinel-2 遥感数据进行辐射定标、滤波处理(Boxcar、Median、Frost、Lee 等)、地理编码以及大气校正处理,得出较佳的处理方法,提高图像的特征信息,以便于准确进行作物识别。

(3) 利用时间序列分析方法、特征参量统计、IDL 数据组运算方法提取 Sentinel-1 微波遥感影像散射特征、极化组合特征、纹理特征以及 Sentinel-2 植被指数、红边指数,对其进行时序特征变化曲线分析,获得不同地物对不同时相、不同极化的雷达后向散射系数的响应及变化规律。

(4) 利用 J-M 距离进行可分离性评价、基于随机森林的特征重要性分析, 筛选出最佳的时相、特征组合方式, 减少数据冗余。建立随机森林、支持向量机、人工神经网络分类算法三种分类模型, 对 Sentinel-1 数据进行分类, 对分类方法进行比较并且对分类结果进行评价。

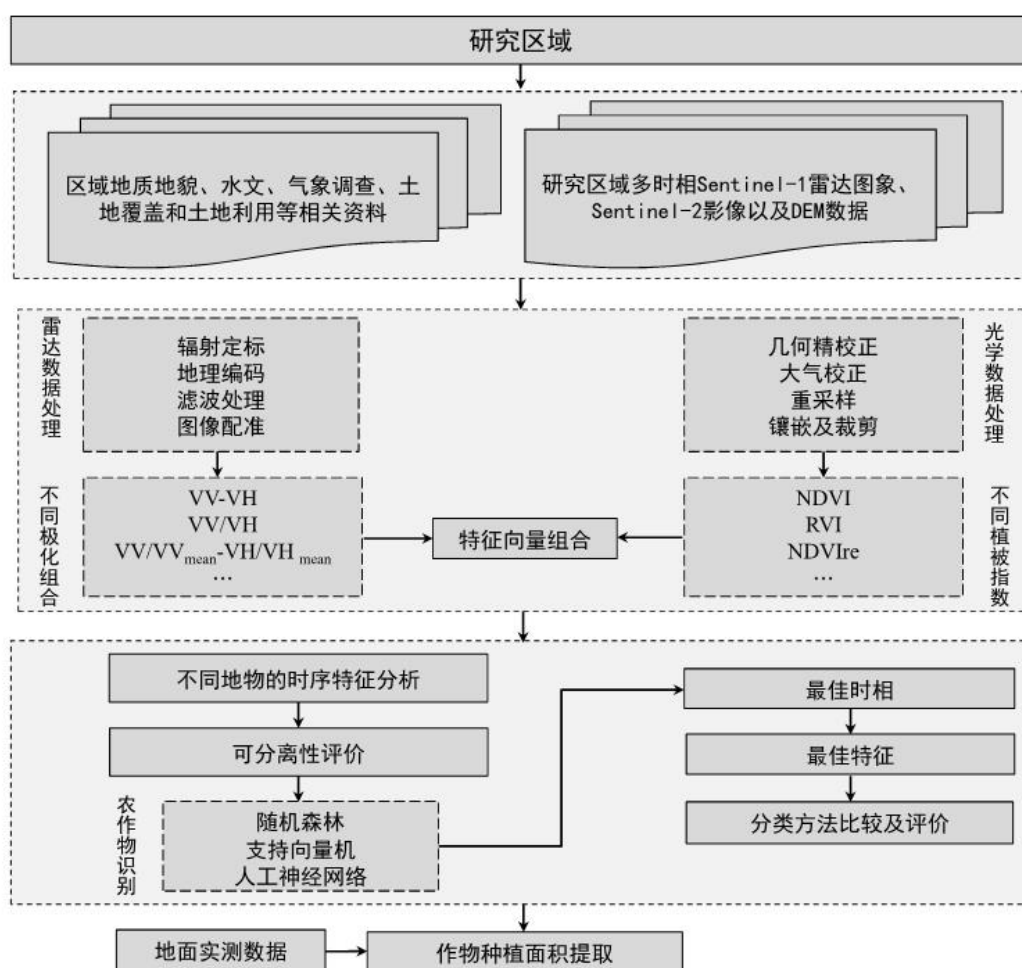


图 1-1 技术路线图

Fig.1-1 Technology roadmap

1.4 本章小结

农业是一个国家的基本产业, 农作物长势与产量是国家社会经济基础信息, 农作物识别及面积提取是农作物遥感估产研究的重要内容之一。因此, 农作物遥感监测研究得到国内外诸多学者的高度重视, 在理论、方法、实践研究方面取得了较好

的进展。我国农业目前仍处在传统农业向现代农业的转变过程中，发展 3S 技术，在农业基础设施建设上实现农业统一化、信息化、科学化、智能化，走适合中国国情的现代农业发展道路是必然现象。本文在以往的研究基础上，利用时间序列分析、特征参量统计模型等方法提取 SAR 数据和光学特征参数，对 Sentinel-1 数据分析各类作物的时序特征，利用 J-M 距离和特征重要性得分筛选最佳时相和最佳特征组合方式，在此基础上利用随机森林、支持向量机、人工神经网络分类算法研究区农作物的识别和种植面积提取。国内外研究中利用微波遥感对旱地作物进行监测的研究较少，因此利用 Sentinel-1 数据针对新疆渭-库绿洲作物识别及提取工作，对实际应用需求提供了参考。

第2章 研究区概况及数据

2.1 研究区概况

2.1.1 地理位置

本文选取渭干河-库车河三角洲绿洲为研究区，位于 $83^{\circ}06'30''\sim 83^{\circ}31'40''\text{E}$ ， $41^{\circ}24'45''\sim 41^{\circ}44'50''\text{N}$ ，地处天山南麓、塔里木盆地中北部，隶属于阿克苏地区管辖，包括库车、沙雅和新和三个县，是典型的扇形平原绿洲。该区地势北高南低，自西北向东南倾斜，夏季炎热，冬季干冷，四季分明，属暖温带大陆性干旱气候。该绿洲是阿克苏地区最大的灌溉区，新疆主要的产棉区之一。适于农林牧副渔全面发展，主要农作物包括棉花、玉米、小麦及核桃、红枣等果树。

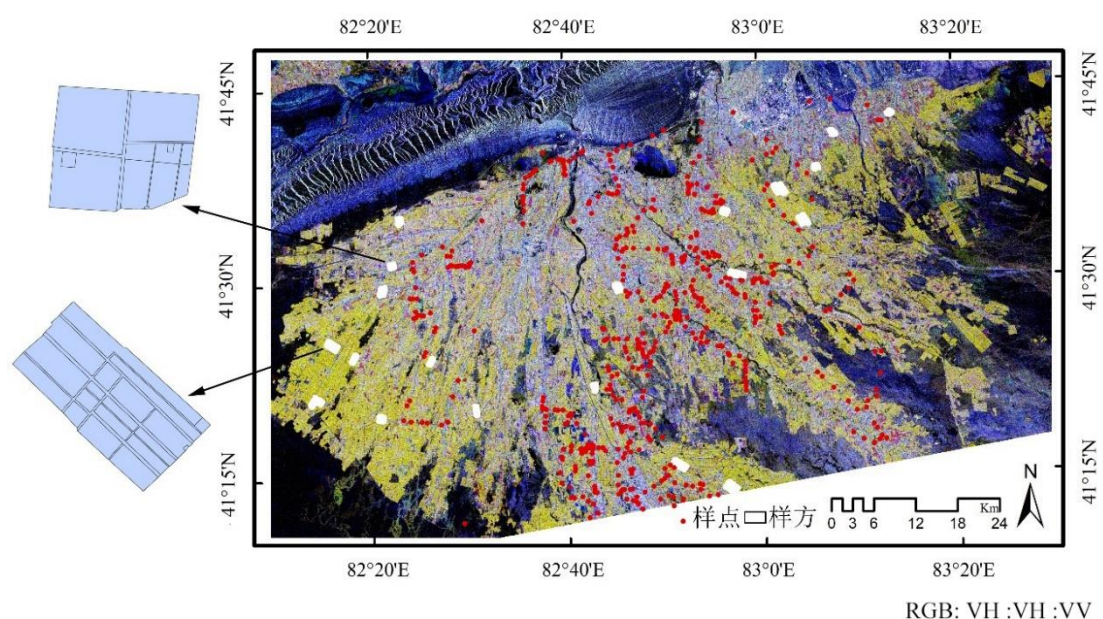


图 2-1 研究区及样点分布示意图

Fig.2-1 Map of study area and sample distribution

2.1.2 气候特征

渭干河—库车河三角洲绿洲气候属于暖温带干旱型气候，具有大陆性气候的显著特征。气候特点为夏季炎热，冬季干冷，四季分明，全年日照 2800-3000 小时，

无霜期每年有 200-220 天，年降水量为 50.0~66.5 mm，年均蒸发量为 2000~2092 mm^[49]。渭-库绿洲荒漠过渡区深居欧亚大陆腹地，远离海洋，致使海洋水汽无法到达，最终形成了典型的暖温带大陆性干旱气候。

2.1.3 地形地貌

渭干河—库车河绿洲地形呈现为北部高南部低的地势，坐处于新疆的天山南麓。地貌类型可以分为戈壁、绿洲和沙漠三种。在地势以及渭干河和库车河两条河流的作用下，绿洲区域呈现典型而完整的扇形平原绿洲，海拔高度大约介于 956~1013 m。地势较高的区域以耕地以及建筑用地均匀分布；地势较低区域主要以盐渍地和荒漠地区为主。

2.1.4 农作物物候资料

研究区内主要农作物有棉花、春玉米，以及核桃、红枣、梨等果树。棉花的生长期比其他作物长，播种期为 4 月上旬（平均为 4 月 12 日），出苗期是 4 月下旬（平均为 4 月 25 日）；三叶期和五叶期分别为 5 月下旬（平均为 5 月 23 日）和 6 月初（6 月 1 日）；6 月中旬现蕾，7 月上旬开花（平均为 7 月 9 日）；9 月上旬裂铃（平均为 9 月 10 日），9 月中旬吐絮（平均为 9 月 15 日），10 月下旬停止生长^[50]。

春玉米的物候期为 4 月上旬播种（平均为 4 月 8 日），4 月下旬出苗（平均为 4 月 23 日），三叶期和七叶期分别为四月末（平均为 4 月 29 日）和 5 月中旬（平均为 5 月 17 日）；6 月中旬（平均为 6 月 15 日）为拔节期，6 月下旬（平均为 6 月 20 日）为孕穗期，7 月下旬（平均为 7 月 20 日）为吐丝期；8 月上旬（平均为 8 月 13 日）乳熟，8 月底（平均为 8 月 28 日）成熟^[51]。

核桃的萌芽期为 3 月下旬（平均为 3 月 23 日），4 月上旬（平均为 4 月 7 日）为展叶期，4 月中旬（平均为 4 月 15 日）为开花期；果熟期在 9 月初（平均在 9 月 5 日），10 月上旬进入落叶期（平均为 10 月 11 日）^[52]。

红枣的萌芽期在 4 月下旬（平均为 4 月 25 日-4 月 28 日），展叶期在 5 月初（平均在 5 月 1 日-5 月 5 日），初花期在 5 月下旬（平均在 5 月 24 日-6 月 1 日），盛花期为六月上旬（6 月 9 日-15 日），六月中旬开始坐果（6 月 13 日-6 月 17 日），直到 9 月中下旬进入红枣的成熟期（9 月 15-30 日）^[53]。

表 2-1 各类作物物候对照表

Tab.2-1 Phenological comparison table of various crops

时间	3月			4月			5月			6月			7月			8月			9月		
	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下
棉花				播种			苗期			蕾期			花铃期						裂铃、吐絮		
				<—>	<————>		<————>			<————>			<————>						<————>		
玉米				播种			苗期			拔节 孕穗			吐丝期			乳熟、成熟					
				<—>	<————>		<————>			<————>			<————>			<————>					
核桃		萌芽		展叶、开花						坐果期										果熟	
		<—>		<————>			<————>			<————>			<————>			<————>			<————>		
红枣				萌芽	展叶		开花			坐果期						成熟					
				<————>	<————>		<————>			<————>			<————>			<————>			<————>		

2.2 研究区主要数据源

2.2.1 SAR 遥感影像

目前,主要的星载雷达系统有:2007德国研制的TerraSAR-X,它作为高分辨率的成像雷达系统,该平台搭载一颗高频率的X波段合成孔径雷达传感器,具有3种模式成像,并拥有多种极化方式;由意大利研发的COSMO-SkyMed系统,是X波段的雷达系统,它由4颗雷达卫星组成的星座,目前4颗卫星全部正常运行。每颗卫星搭载着多成像模式高分辨率合成孔径雷达(SAR);2007年由加拿大太空署研发的RADARSAT-2是一颗搭载C波段传感器的高分辨率商用雷达卫星,最高成像分辨率成像为1米,并且具备多种极化方式;由日本研发的ALOS-PALSAR 2于2014年发射,它可以提供L波段1米、3米、6米、10米以及扫描模式的多极化高分辨率雷达数据,重访周期为14天;我国2016年研制发射的高分三号卫星为1米分辨率雷达遥感卫星,是C波段全极化合成孔径雷达(SAR)成像系统,具有12种成像模式,也是目前成像模式最多的SAR卫星。

本研究使用的雷达数据是哨兵1号(Sentinel-1)。Sentinel-1是由欧洲委员会(EC)和欧洲航天局(ESA)联合研发的SAR成像系统。Sentinel-1具有在四种不同分辨率和覆盖的独有成像模式下进行C波段成像。它提供VV和VH双极化能力,回访周期为12天。合成孔径雷达(SAR)的优点是工作波长不受云层或缺乏光照的影响,可以在任何天气条件下,不分白天昼夜的在指定地点获取数据。Sentinel-1的C-SAR系统可以提供可靠、重复的大尺度监测数据。Sentinel-1系统目前由两颗共享同一轨道平面的Sentinel-1A和Sentinel-1B卫星组成,A、B两种

卫星联合使用可使回访周期缩短为 6 天。高频率的回访周期确保了数据获取的及时性和可靠性，以及为基于长时间序列的应用研究提供了有效的数据保障。

表 2-2 Sentinel-1 数据参数

Tab.2-2 Sentinel-1 data parameters

获取时间	入射角	极化方式	产品类型	分辨率/m
2018/4/17	39.2°	VV、VH	GRD	5×10
2018/5/05	39.2°	VV、VH	GRD	5×10
2018/6/16	39.2°	VV、VH	GRD	5×10
2018/7/22	39.2°	VV、VH	GRD	5×10
2018/8/27	39.2°	VV、VH	GRD	5×10
2018/9/02	39.2°	VV、VH	GRD	5×10

2.2.2 学遥感影像

哨兵 2 号 (Sentinel-2) 是一种宽扫描、高分辨率、多光谱成像系统。Sentinel-2 同样由 A、B 两颗卫星组成，其在同一轨道上飞行。单个卫星的回访周期为 10 天，A、B 两颗卫星互补可达到 5 天的高回访频率。Sentinel-2 将携带一个光学仪器有效载荷，将采样 13 个光谱波段：4 个波段在 10 米，6 个波段在 20 米，3 个波段在 60 米的空间分辨率。轨道宽度为 290 公里。本文选取 Sentinel-2 作为光学辅助数据，首先 Sentinel-2 和 Sentinel-1 一样是由欧洲航天局 (ESA) 研发，在往后的数据处理中方便在同一个平台或者软件进行处理；其次，该数据与其他数据的不同在于 S-2 具有 4 个红边波段，这也有利于辅助数据的多样性，从而达到更好的作物识别效果。

表 2-3 Sentinel-2 数据波段参数

Tab.2-3 Sentinel-2 data band parameters

波段号	中心波段/nm	波段宽度/nm	空间分辨率/m
Band 1-Coast aerosol	443	20	60
Band 2-Blue	490	65	10

Band 3-Green	560	35	10
Band 4-Red	665	30	10
Band 5-Vegetation Red Edge	705	15	20
Band 6- Vegetation Red Edge	740	15	20
Band 7- Vegetation Red Edge	783	20	20
Band 8-NIR	842	115	10
Band 8A-Vegetation Red Edge	865	20	20
Band 9-Water vapour	945	20	60
Band 10-SWIR-Cirrus	1 375	30	60
Band 11-SWIR	1 610	90	20
Band 12-SWIR	2 190	180	20

2.2.3 野外实测数据

本研究分别于 2018 年 7 月 3 日至 7 月 12、2019 年 2 月 5 日至 2 月 9 日进行了两次野外实地考察。目的是为了考察影像分类所需要的各类地物的样本和样方，以及不同作物的分布特征。考察中总共获取了 478 个典型地物样点，其中包括 246 个训练样本和 232 个验证样本，以及 20 个样方，样方面积约 1 km×1 km。此外，用差分 GPS 获取了样点的经纬度，测量样方各作物面积。根据实地考察情况，将棉花（Cotton）、玉米（Corn）、果园（Orchard）、建筑（Building）、水体（Water）以及其他（Other）确定为最终的分类类型。





图 2-2 研究区野外实地考察图

Fig.2-2 Field study map of the study area

2.4 本章小结

本章主要是介绍本文的研究区域，包括其地理位置、气候特征、地貌特征和作物的物候特征等。根据作物的物候特征来选取对应不同物候期的遥感影像。同时介绍了本文所使用的 Sentinel-1 SAR 数据和 Sentinel-2 光学数据的特性，并且对本文使用的数据行了罗列。Sentinel-1 是本文主要应用的数据，Sentinel-2 则能提供辅助

作用。本文针对两种数据的特点，分别对其进行处理，再结合使用，最终达到高精度作物识别的作用。最后介绍了研究区实地考察的数据，考察中总共获取了 478 个典型地物样点，其中包括 246 个训练样本和 232 个验证样本，以及 20 个样方，方便对研究结果进行精度评价。

第3章 微波遥感原理及处理技术

3.1 微波遥感系统简介

微波遥感利用遥感平台上的微波成像传感器，基于目标均反射或散射电磁波来探测、接收被探测目标在微波波段（1 mm~1 m）的电磁回波信息。通过微波成像传感器能够获取地表以及地底下探测目标所返回的后向散射系数、多普勒效应、极化偏振等信息，此外，能够反演地物的多种地表粗糙度、作物含水量、地质结构、土壤湿度、水陆边界、海浪、海冰等信息特征^[54]。

早期研究雷达成像系统时采用的是真实孔径雷达系统（Real aperture radar, RAR）^[55]。该成像系统的处理设备虽然较为简易，但它有致命的缺点：分辨率与天线的长短密切相关。卫星雷达天线越长，对地物的观测分辨率就越高^[56]。为了获取较高的分辨率，需要较长的天线，但是天线的长短往往又受限于雷达系统搭载平台的大小，无法无限制的增加天线长度，因此无法满足应用需求。

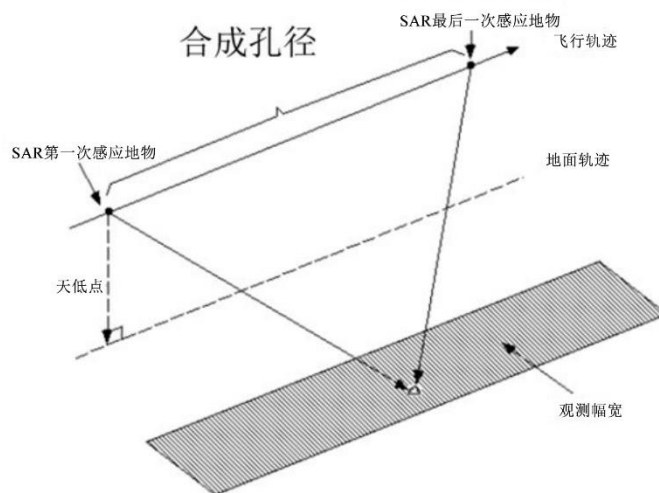


图 3-1 SAR 成像原理示意图

Fig.3-1 Schematic diagram of SAR imaging principle

单纯的依靠无限增长天线的长度来获取更高分辨率的影像是无法实现的，所以后来有了合成孔径雷达（Synthetic aperture radar, SAR）。合成孔径雷达是利用雷达与目标的相对运动，把尺寸较小的真实天线孔径作为单个辐射单元，将辐射单元在不同相对空间位置上所接受的同一物体的回波信号存储记录下来，并进行相干处理，相对运动形成的轨迹就相当于一个大尺寸的阵列天线^[57]。随着雷达成像理论，

天线设计理论、信号处理、计算机软件和硬件体系的不断完善和发展,美国发射了世界上第1颗载有SAR传感器的海洋卫星Seasat-A,代表着SAR已成功进入从太空对地观测的新纪元^[58]。合成孔径雷达在克服了真实孔径雷达所存在的问题的同时,也为雷达遥感的发展带来了新的发展机遇^[59]。

3.2 微波遥感的分类

微波遥感的工作模式可分为有源微波遥感和无源微波遥感,也可称为主动和被动。有源微波遥感由传感器发射电磁波束并且接受探测目标的回波信息,如合成孔径雷达。无源微波遥感自身无法发射电磁波束,只接收观测目标自身辐射,如微波辐射计、微波散射计^[60]。无源微波遥感与可见光遥感的工作模式相同。在当今的陆地探测研究中,多数学者利用有源(主动)方式微波遥感数据为主要数据源。无源(被动)方式微波遥感数据的空间分辨率都比较粗,主要用于海面风场研究。此外,无论是有源(主动)微波遥感还是无源(被动)微波遥感,均可分为成像和非成像两大类。具体微波遥感的分类见图3-2。

被动式微波遥感根据是否成像可分为:微波辐射计和微波辐射成像计。主动式微波遥感根据是否成像可分为:雷达高度计、雷达散射计、探地雷达、全景雷达、真实孔径侧视雷达和合成孔径侧视雷达六种。

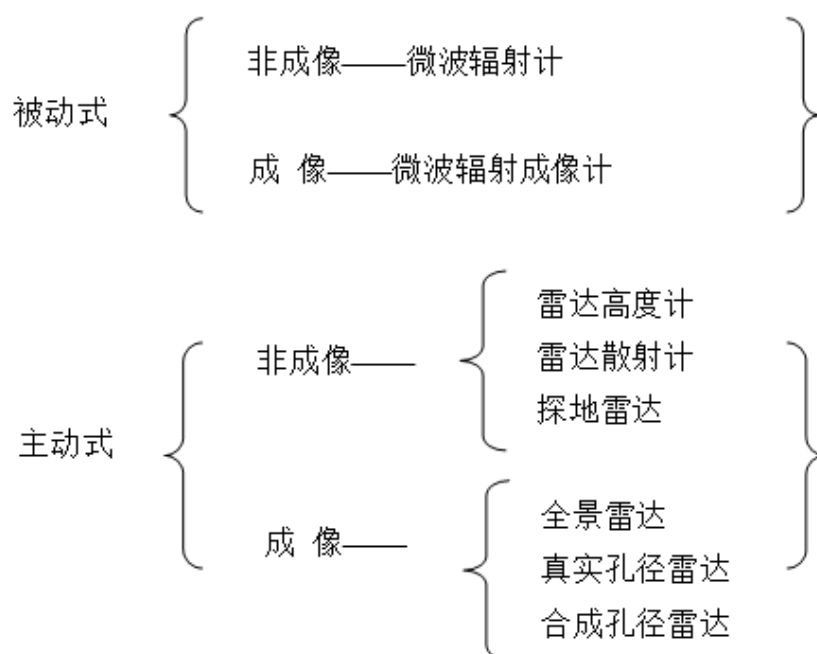


图 3-2 微波遥感分类

Fig.3-2 Classification of microwave remote sensing

3.3 合成孔径雷达的基本原理

3.3.1 雷达方程与后向散射系数

雷达方程是描述雷达系统所接收到的功率与雷达系统参数及目标散射特征的关系^[61]。在合成孔径雷达系统中,雷达传感器向探测目标发射电磁波束,会受到体散射、镜面散射、投射散射等的影响,被探测地表目标将回波信号向不同方向散射,使雷达系统只能接收到一部分的后向散射信息^[62]。利用雷达方程来表示雷达系统、探测地物目标和接受回波信号之间的基本关系,其表达式如下^[63]:

$$W_r = W_e \frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} (\sigma^\circ A) \quad (3-1)$$

其中 W_r 为雷达系统所接收到的回波功率; W_e 为发射功率; R 为天线与目标地物之间的距离; G 为天线增益; λ 为波长; $\sigma^\circ A$ 为目标的总雷达散射截面,其中 A 为天线波束照射面积, σ° 为后向散射系数。从上述表达的方程可知,当雷达系统参数——发射功率、天线增益、波长与天线—目标的距离确定后,雷达系统接收到的回波功率与后向散射系数之间存在直接相关。

后向散射系数是指入射方向上的目标每单位截面积上雷达的反射率,表示入射方向上的散射强度的参数或目标单位面积的平均雷达散射截面^[64]。一般后向散射系数可以被确定为是关于雷达系统参数——波长 λ 、入射角 θ 、极化方式 ρ ,以及探测目标参数——方位角 ϕ 、复介电常数 ε 、表明粗糙度 T_1 、次表面粗糙度 T_2 、不均匀介质中体散射 V 的函数^[65]。可表达为:

$$\sigma^\circ = f(\lambda, \theta, \rho, \phi, \varepsilon, T_1, T_2, V) \quad (3-2)$$

3.3.2 系统参数

(1) 波长与频率

微波是指位于1 mm~1 m之间(频率300 MHz—300 GHz)的电磁波,它包括毫米波、厘米波、分米波,它比可见光—红外(0.38-15 μm)波长要长几个数量级,从而也确定了雷达系统与光学传感器在探测目标地物方式的不同。常用的微波波段范围在0.3-100 cm。其中又可以细分为L、S、C、X、Ku、K、Ka、U、V、W等波段^[66]。一般X波段用于冰雪识别,L波段用于地址制图,P波段用于叶面渗透。我国现有微波波段代号见表2-1。与可见光—红外遥感技术相比,微波遥感能够在不依赖光照和天气等因素的情况下,实现全天时、全天候不分日夜地产出影像数据以及对地观测,能穿透云层、植被冠层以及地表,其优势是其他遥感所无法比拟的。

表 3-1 微波波段代号

Tab.3-1 Microwave band code

波段代号	标称波长 (cm)	频率波长 (Ghz)	波长范围 (cm)
L	22	1-2	30-15
S	10	2-4	15-7.5
C	5	4-8	7.5-3.75
X	3	8-12	3.75-2.5
Ku	2	12-18	2.5-1.67
K	1.25	18-27	1.67-1.11
Ka	0.8	27-40	1.11-0.75
U	0.6	40-60	0.75-0.5
V	0.4	60-80	0.5-0.375
W	0.3	80-100	0.375-0.3

不同波长的雷达信号对地物目标的穿透能力也不同,波长越长,对地物的透射能力越强。星载 SAR 遥感常用的波段有 3 种: L、C、X 波段。X 波段比 C 和 L 波段更能够精确的描述地物目标的细微形状,因此 X 波段比较适合冰雪的监测和识别、海面溢油污染的研究。C 波段对植被的穿透能力要强于 X 波段,对土地冲蚀、土地结构与构造、作物生长量以及作物含水量等方面的观测效果较好。L 波段则可以穿透大部分的作物类型,尤其对沙漠地区地下目标的透射较好。L 波段和 C 波段对土壤湿度比较敏感,适合用于土壤含水量的监测^[67]。

(2) 入射角

入射角也叫视角,入射角是雷达波束与大地水准面垂线之间的夹角。入射角对微波后向散射系数的强度会产生较大的影响,同时会直接导致微波遥感影像上的探测地物发生叠掩、压缩、阴影、透视收缩等图像变形和位移的现象^[68]。随着入射角度的增加,回波强度会减小。在微波遥感图像上的近距处,微波系统发射的雷达波束的俯角较大,此时散射回波信号的强度较强;在微波遥感图像上的远距处,微波系统发射的雷达波束的俯角较小,散射回波信号的强度较弱。同样的探测目标,在不同的俯角区域时,微波探测器接收到的回波信号的强度也会不相同,从而在微

波遥感影像上所显示的特征也会有差异。因此,多角度、多视向的微波成像系统,可提供更为丰富的特征信息。

(3) 极化方式

雷达电磁波束作为具有一定极化特征的电磁波,雷达系统发射的电磁波束的电场矢量,会在垂直或水平面内发生电磁偏振。当雷达系统发射和接收的电磁波为水平极化或垂直极化,将得到同极化(HH或VV)影像,当发射和接收的电磁波为不同极化方式的电磁波,将得到交叉极化(HV或VH)影像^[67]。雷达系统所具有的不同极化特征,对不同地物的回波强度和各个方向后向散射信息的接收能力具有一定的影响,使同一地物的雷达图像信息的强弱也产生差异。因此利用雷达成像系统对探测地物的进行识别时,可通过使用多波段、不同极化方式来增加信息含量。L波段的HH极化以及C波段的VV极化对海洋潮、旋涡、风浪等比较敏感。利用HH极化的影像可对散射率较低的目标地物(如草地、道路等)之间产生较大的差异。但如果目标地物粗糙度较大,HH或者VV无明显差异。将同极化和交叉极化的结合使用,可显著增加雷达图像信息,更好地观察和确定目标的特性和结构,提高不同作物和其他地物之间的差异,提高图像的识别能力和精度。

3.3.3 成像模式

SAR系统的主要的成像模式可分为以下三种:条带模式(STRIPMAP)、聚束模式(SCAN)和扫描模式(SPOTLIGHT)。在条带模式下,天线波束采用固定的仰角和方位角,随着雷达平台的移动,利用连续的脉冲序列发射微波,大致匀速扫过地面,就会得到形成地面条带的图像,条带的长度取决于搭载雷达的平台移动的距离。扫描模式和条带模式的差别在于,在一个合成孔径时间内,天线将沿着距离向进行多次扫描,该成像模式虽然能得到宽的测绘带宽,但是方位向分辨率会下降。在聚束模式下,通过在方位向控制天线波束的扫描速度指向某一场景来增强照射时间,使其得到更高的方位向分辨率,但是影响了方位向影像尺寸。为了解决这个问题,采用聚束的天线波束能停留在一景并且让成像范围符合天线波束宽度。

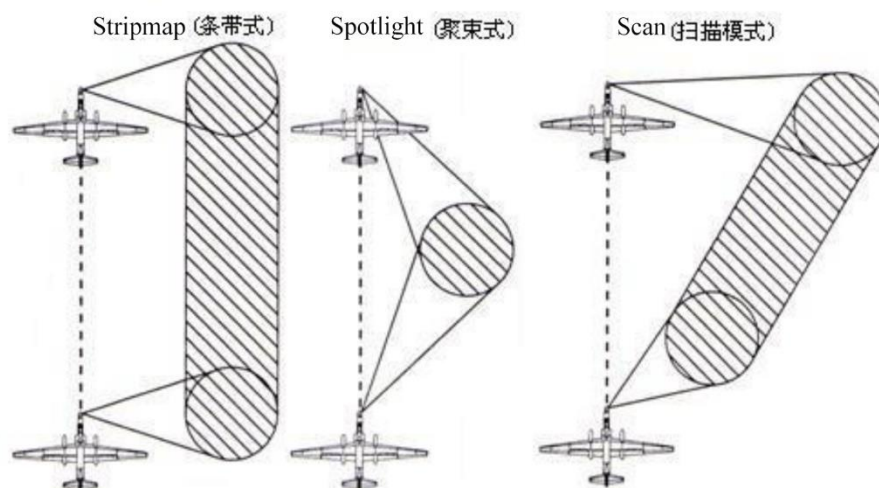


图 3-3 SAR 三种成像模式

Fig.3-3 Three imaging modes for SAR

3.3.4 SAR 成像的几何特点

由于合成孔径雷达侧视斜距投影受到地形起伏的影响，SAR 影像数据会具有和光学遥感影像完全不同的几何特征。

(1) 近距离压缩

合成空间雷达遥感可将在距离向上的投影方式分为斜距和地距两种。合成孔径雷达天线与地表探测目标之间，在距离向上的间距靠的越近，则接受到的雷达影像上地表目标发生的变形越大。

原始合成孔径雷达影像距离向分辨是按斜距构像。地面上相同距离的地物，由于入射角度的不同，地物目标间的距离会被缩短，而且距离合成孔径雷达较近的一端比距离较远的一端在斜距图像上被压缩的更多，导致合成孔径雷达影像发生几何变形，这种雷达影像变形的现象被称为 SAR 在斜距向的近距离压缩。为了消除该几何变形，需要对图像采用地距的显示方式。

(2) 透视收缩

雷达波束到山底的距离小于雷达到山顶的距离，因此雷达波束会先到山底，再到山顶。山上面向雷达的一面在图像上被压缩，因此一定面积的坡面回波信息在雷达图像上被压缩，显示为一个相对较小的坡面。这一部分的坡面在影像上往往表现为较高的亮度。可以表达为，图像上前坡比后坡亮；坡底的压缩程度比坡顶大；山坡的坡度越大，压缩越大。导致雷达遥感影像上的探测地物发生透视收缩的原因以及程度与坡度及入射角有关。透视收缩的极端情况就是叠掩。

（3）叠掩

合成孔径雷达在成像时，当面向雷达的坡面角度较大，且超过了雷达波束的入射角，会有山顶比山底更接近雷达的情况出现。在这种情况下，图像的距离方向显示为山顶与山底的相对位置颠倒，雷达图像的这种几何畸变称为雷达叠掩。当山坡比较陡时，从坡面的顶部和底部反射的信号同时被雷达接收，在图像上显示为一个点；当雷达波束到底部的距离比到顶部的距离长时，从山顶反射的信号要先于山底反射信号到达传感器，距离向被压缩。

（4）阴影

SAR 在成像过程中，雷达波束在山区除了会造成透视收缩、叠掩以外，还会形成阴影。当雷达波束沿斜距探测目标时，受到高山的遮掩，使山的后坡无法被雷达照射就无法收到回波信息^[69]。在 SAR 图像上回波信号为零的区域一般呈现很暗的影像特征。当侧视角与地面坡度之和大于 90° 时，在斜坡的背部形成雷达盲区，即有阴影形成。阴影的长度与地物高度和侧视角有关。

3.4 雷达影像的解译

合成孔径雷达图像中所显示的纹理的粗细疏密、形状的大小轮廓、亮度的明暗程度、以及阴影等因素是主要的解译标志。雷达遥感图像解译标志所反映的探测目标的特性与光学图像的解译标志有所区别。在雷达图像解译时，需要对该特征有一定的了解。

（1）亮度

合成孔径雷达遥感图像亮度的变化与被探测目标的后向散射特征密切相关。SAR 雷达系统的频率、入射角、成像模式、极化方式等特性的改变将对雷达图像的亮度产生影响。因此在分析雷达影像的亮度时应该将雷达数据的特性考虑在内。其中，地面的坡度、土壤的含水量和地表的粗糙度对雷达影像亮度的变化产生影响。

（2）纹理

雷达遥感图像的纹理表征的是其雷达影像分辨率的函数。雷达遥感影像的纹理可分为细微、中等和宏观等三种纹理级别。雷达影像纹理的重要因素为相对变化的空间色调，而不是单纯的灰度绝对值。即便雷达影像未经校准也无法对纹理产生太大的影响，所以雷达影像校准前后的纹理的轮廓特征基本不会发生改变。在对雷达遥感影像进行处理分析时，未校准就运用其纹理特征分析，同样可能为信息提取提供参考。

（3）形状或轮廓

雷达影像的形状作为一种空间形式，表示的是探测目标的边界或轮廓形态特征。不同的目标显示不同的形状，但不排除有相似的轮廓特征。雷达图像中一部分具其特殊的轮廓形态以及具有标志性的目标可对雷达影像上进行识别提供参考。

(4) 地物大小

地物大小的可探测性与雷达系统的分辨率紧密相关，如估算小尺度的试验田需要获取对精细模式的高分辨率合成孔径雷达影像，宽幅模式下的影像并不适用于此。此外，地形的起伏变化也对地物的大小产生影响。斜坡上的地物目标因透视收缩、叠掩和阴影会引起目标的几何变形，从而导致地物的判读。

3.5 SAR 遥感的特点及应用

合成孔径雷达是一种高分辨率的主动式微波传感系统，以特有的优势和光学遥感成为互补，使其成为遥感科学的热点研究领域之一。合成孔径雷达系统与传统的遥感系统相比，其具有的优势为以下几点^[70]：

(1) 合成孔径雷达遥感能够由传感器发射电磁波束并且接受探测目标的回波信息。在不依赖光照和天气等因素的前提下，实现全天时、全天候产出影像数据以及对地观测。不受时间限制，即使在夜间也能工作；

(2) 合成孔径雷达遥感所使用的的电磁波束不仅可以穿透水汽云层，对地物有一定穿透能力。监测地物时，不仅能获取地物的表层信息，甚至可以透过地表和植被，对地物的内部结构等信息都有一定的反映^[71]；

(3) 合成孔径雷达传感器接收到的电磁回波信息，能够获取地表以及地底下探测目标所返回的后向散射系数、多普勒效应、极化偏振等信息，能够反演地物的多种地表粗糙度、作物含水量、地质结构、土壤湿度、水陆边界、海浪、海冰等信息特征。在微波波段表现的特征，与光学遥感所表现出完全不同的特性；

(4) 合成孔径雷达传感器具有多波段、多视角、多频率、多极化、多种工作模式等特点，在接收探测目标的回波信号时，能够获取目标的多种散射特征、空间特征、地表粗糙度等方面的信息，丰富遥感数据资料^[72]。

3.6 SAR 影像处理

近年来，SAR 遥感影像和光学遥感影像作为成像原理不同的两种手段，互补形成了多源、多时相、多波段、多尺度的遥感信息源^[73]。SAR 遥感影像的处理方式与光学遥感影像的处理方式之间存在较大的差异。合成孔径雷达作为主动式侧视成像的传感器，工作在微波波段，属于相干成像系统，且成像几何属于斜距投影。

因此,在成像机理复杂且与光学影像完全不同,有特殊的辐射和几何畸变,信息形成和提取方式同样存在差异。

本文以 Sentinel-1 C 波段 SAR 数据作为主要数据来源,采用的是 IW 模式的 L-1 级 GRD(Ground Range Detected)产品,该产品已经过多视处理,是采用 WGS84 椭球投影至地距的聚焦数据。本文利用 ESA 提供 SNAP 平台中的 Sentinel-1 Toolbox 插件、ENVI 5.3 软件进行预处理。Sentinel-1 SAR 数据的主要预处理步骤包括辐射定标、地理编码以及滤波处理。本研究具体操作利用 ESA 提供的 SNAP5.0 软件进行处理。

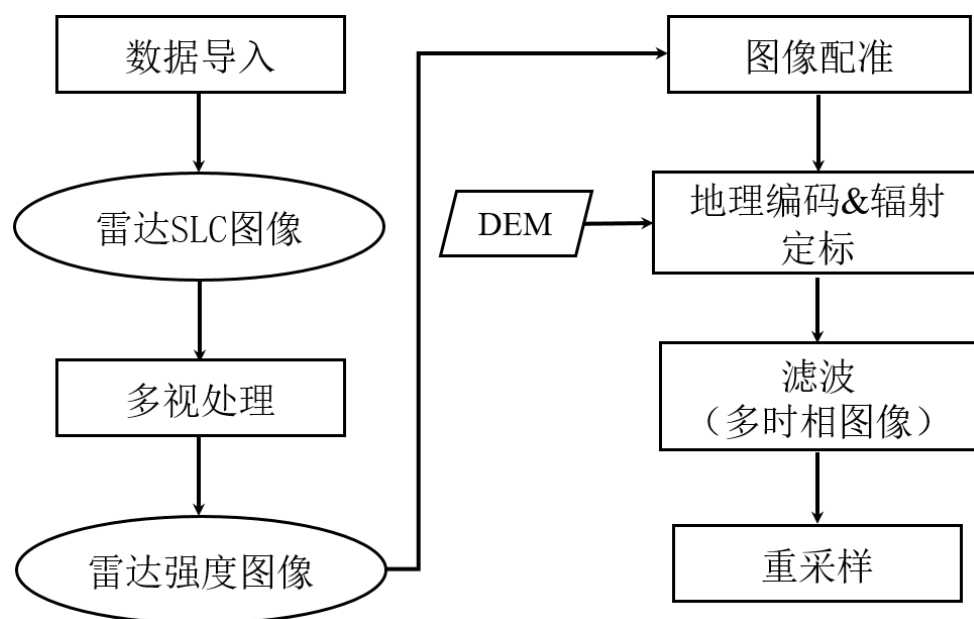


图 3-4 SAR 影像预处理流程图

Fig.3-4 Preprocessing flowchart of SAR image

3.6.1 辐射定标

在合成孔径雷达发射雷达波束到成像过程中,由于外界不确定因素会发生一些变化,如:雷达信号的衰减、传播延迟、极化方向改变;发射或接收系统老化引起的发射功率和接收增益的变化;由于搭载平台的运动影响天线方向图等^[74]。辐射定标(Radiometric calibration)又称辐射校准,是对端口到端口的 SAR 系统性能的处理^[75]。合成孔径雷达的辐射定标主要是监视系统参数的相对变化,能够反映影像和地物的后向散射系数之间的关系,但不能绝对准确地代表地物后向散射系数。经过辐射定标的后向散射系数,相当于归一化到同一标准下,从而进行下一步的对比分析。

本研究中对于 Sentinel-1 的 L-1 GRD 数据的辐射定标,由欧空局提供的数据处理平台 SNAP 上进行,数据产品本身提供了一个定标矢量,将影像的强度值转化为后向散射系数,具体转换过程为^[76]:

$$\sigma(i, j)_{dB} = \lg[DN_{ij}^2/A^2] \quad (3-3)$$

式中 ij 表示像素点位置为第 i 行第 j 列; A 为定标参数。

3.6.2 SAR 图像的斑点噪声

合成孔径雷达系统的成像方式为相干成像,因此在雷达系统成像时会出现斑点噪声。雷达系统的相干过程中具有衰减和增强的现象,而衰减现象是造成斑点噪声的主要因素。相干斑噪声严重影响了合成孔径雷达影像的判读与识别,但目前的技术还不能支持相干斑噪声的全部抑制或消除,因此,在 SAR 图像数据的处理过程中,只有尽量的减小斑点噪声的影响^[77]。

根据合成孔径雷达影像是乘性噪声模型的假设^[78],斑点噪声可表示为非相关的乘性噪声,则雷达影像观测数据可表示为^[79]:

$$g = fn \quad (3-4)$$

其中 g 为观测数据; f 为去除斑点噪声后的数据; n 为与 f 相对独立的斑点噪声随机变量。

通过选择合适的闭值,区分匀质区域(Homogeneous areas)、异质区域(Heterogeneous areas)、点目标(Point targets),然后针对不同的区域进行不同的处理,如匀质区域可以直接进行均值滤波,对于异质区域进行自适应滤波处理,对于点目标则需直接保留其信息。

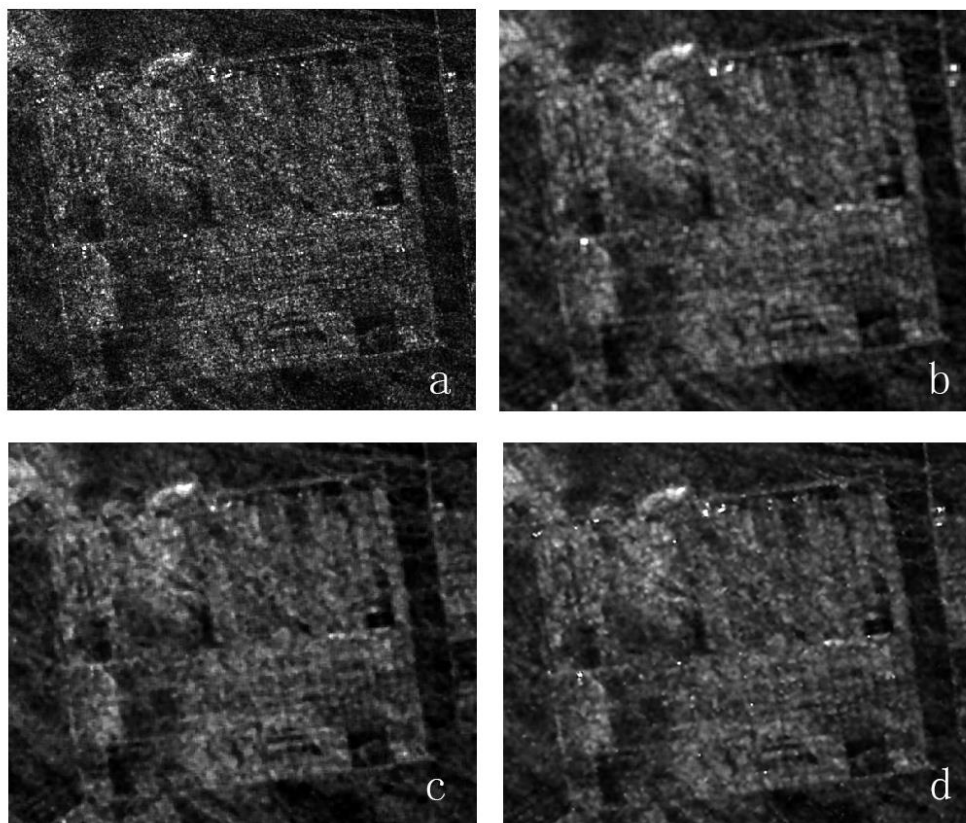
3.6.3 SAR 影像的滤波处理

极化合成孔径雷达在成像过程中,当雷达波束从地面反射的回波信息,受地面粗糙程度的影响,相邻像素点的灰度值会由于相干性而产生一些随机的变化,从而产生斑点噪声。相干斑噪声在降低了 SAR 雷达影像的质量的同时,对判读进行干扰,严重影响着雷达影像的识别及分类精度^[80]。

在以往研究中, SAR 影像斑点噪声的消除方法被分为雷达系统成像前的多视平滑处理和影像成像后滤波处理两大类。多视是将整个有效合成孔径长度分为若干子孔径,分别对其进行方位压缩,再将各子孔径所得的图像叠加得到 SAR 图像。多视处理是对 SLC 文件距离向和方位向上的分辨率做平均,得到的数据是多视后的强度数据。滤波处理是在成像后取一个滑动窗口,对窗口内的像素进行斑点噪声的平滑,主要基于数据图像处理技术,有代表性的有 Boxcar 滤波、Mean 滤波、

Frost 滤波、Lee 滤波、Refined Lee 滤波、Lee Sigma 滤波、Gamma Map 等。以上算法能够较好地消除 SAR 图像中相干斑噪声,是 SAR 图像滤波中比较经典方法。在滤波过程中,滤波算法一般都会对影像产生模糊 即在滤除斑点噪声的同时,使得影像的边缘模糊,因此,如何保留影像中的边缘信息,就变得十分重要。在确定边缘方向时,为了减少决定边缘的方向时可能会引入错误,应该使用简单的梯度模板。

本论文选取 Refined Lee 滤波进行去噪处理,它是一种基于边缘检测的自适应滤波算法,通常使用 7×7 滑动窗口。Refined Lee 滤波首先探测出窗口的匀质区域和非匀质区域,然后把来自同质区域的像素的功率值,作为对滤波系数的统计量,最后对滤波窗口的像素的功率进行估计^[81]。



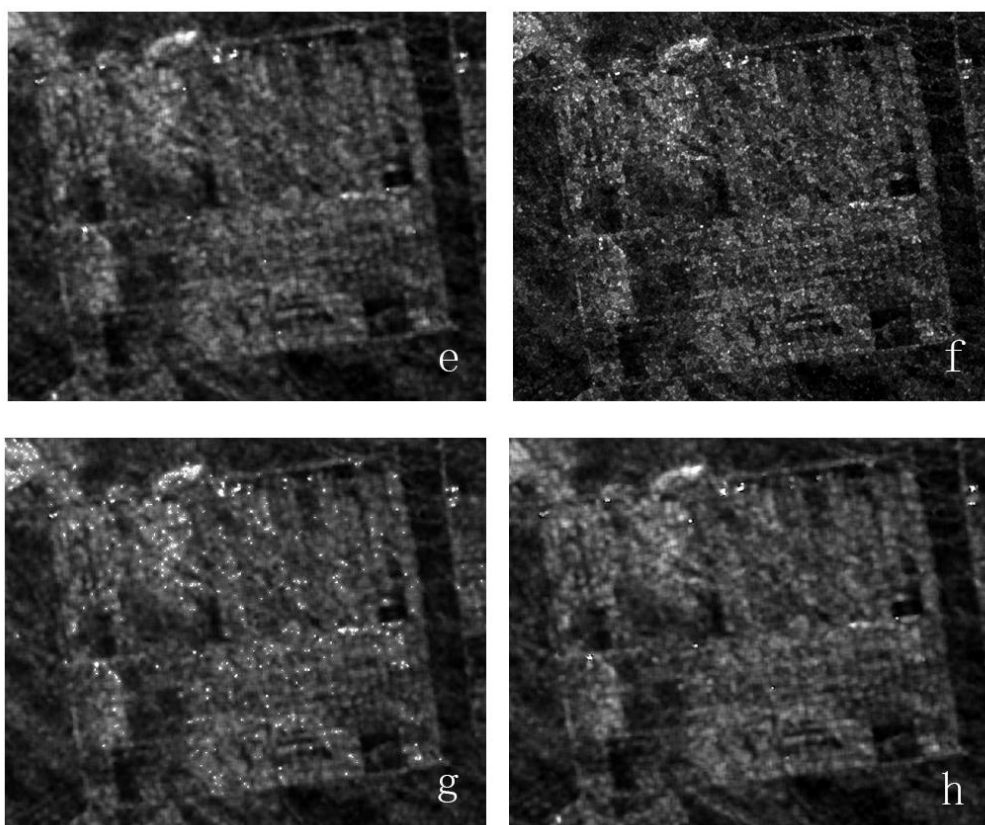


图 3-5 SAR 图像不同滤波效果图。(a) 原始影像; (b) Boxcar; (c) Mean; (d) Frost; (e) Lee; (f) Refined Lee; (g) Lee sigma; (h) Gamma Map

Fig.3-5 SAR images with different filtering effects. (a) Original image; (b)Boxcar; (c)Mean; (d)Frost; (e)Lee; (f) Refined Lee; (g) Lee sigma; (h) Gamma Map

3.6.4 地理编码

SAR 系统接受到电磁波从地面反射的回波信息后, 到雷达坐标系统下以斜距图像的形式记录下来。将 SAR 数据从斜距坐标系转到地理坐标系的过程为 SAR 数据的地理编码(Geocoding)。SAR 地理编码系统需要完成 SAR 卫星数据的成像处理, 以雷达影像几何定位为基础, 实现地图投影等数据处理步骤, 最终形成地图产品。文章中通过 SNAP 软件在 Geometric→Ellipsoid Correction→Geolocation Grid 工具将地理信息写入 SAR 图像中。

3.7 光学遥感数据处理

传感器所测得到的地面目标的总辐射亮度,包含了大气的吸收、散射等作用造成的误差,并不能反映地表真实的反射率。大气校正处理的目的是消除云、水汽、气溶胶、光照等因素对数据影响所造成的误差,计算得出地表真实的反射亮度或反射率的过程。

光学遥感数据为 Sentinel-2 的 L1C 产品。由于该影像数据经过几何精校正,文中只对影像进行大气校正和重采样。SNAP 平台中的 Sen2Cor 是欧洲航天局(ESA)官方提供为 Sentinel-2 卫星影像进行大气校正方法,校正后数据类型从 L1C 级产品生成 L2A。

本研究需要对 Sentinel-1GRD 数据和生成的 Sentinel-2 L2A 数据需要进行多波段的图像配准重采样,为后续研究提供基础。

3.8 本章小结

本章对微波遥感系统的工作模式、成像参数、成像几何特点和图像解译进行基本的介绍,并且解释了对微波遥感数据的处理方法和原理。第三章中利用欧空局提供的 Sentinel-1 Toolbox 和 Sen2Cor 软件对多时相 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据进行了预处理,并对辐射校正、地理编码、滤波处理、大气校正等处理方法的原理及步骤进行了详细的说明。

第4章 Sentinel数据的特征分析及特征提取

4.1 基于 SAR 影像数据的作物散射特征分析

4.1.1 典型地物后向散射特性分析

基于 SAR 遥感影像,算出了典型地物的 Sigma、Gamma 值,给出不同时相的多极化影像后向散射统计图(见图 4-1)。雷达后向散射系数受作物的叶片密度、结构、含水量、品种、生长时间等因素的影响,不同类型作物的散射特征随着生长周期的变化表现出不同的散射机理^[82]。总体来看,棉花的后向散射系数分布在-21.5 dB 到-6.5 dB 的区间;玉米的后向散射系数分布在-19.43 dB 到-10.94 dB 的区间范围;果园的后向散射系数主要分布在-16.98 dB 到-7.47 dB 的区间;水体的后向散射系数则普遍较低,主要在-26.47 dB 到-19.29 dB 区间;建筑的后向散射系数普遍较高,在-6.29 dB 到 13.98 dB 区间内发生变化。这是由于水体表面光滑,水体在雷达图像上发生镜面反射,后向散射极其弱;受建筑结构和形状的影像,使建筑发生了角散射,后向散射较强。

从时间尺度上来看,棉花的后向散射系数从 4 月份至 8 月份期间,频率峰值逐渐上升,平均增长了 5.32 dB;在 8 月份峰值达到最高,平均为-11.38 dB;到了 9 月,后向散射系数有小幅度的减小。这是由于棉花在 4 月至 5 月处于播种期和出苗期,由于受到地面散射的影响,该时期后向散射强度较小,6、7 月份随着棉花生长到现蕾期和开花期后向散射系数也逐渐增长,8、9 月份达到吐絮期后,与其他作物的散射差异最明显,后向散射达到最高。玉米的生长期与棉花相似,4、5 月份玉米处于播种期和出苗期,后向散射较低,均在-13 dB 以下;6、7 月份到了拔节期和抽穗期之后,逐渐向右移,后向散射逐渐升高;8、9 月份成熟期达到最高,最高达到-6.15 dB。果树在 4、5 月处于萌芽期和展叶期,此时作物的后向散射特征不明显,平均在-13.4 dB;6 月至 9 月从开花期到成熟期,后向散射系数明显上升,峰值最高达-7.47 dB。

在不同极化方式下进行对比,相较于 VH 交叉极化方式,同极化 VV 后向散射系数特征变化明显,且分离度较高。棉花和玉米的散射特性比较相似,在 VV 极化中,棉花的后向散射系数最低值在-11.88 dB,最高值达到-7.13 dB,玉米的后向散射

系数则从-13.18 dB 增长到-11.04 dB。在 VH 极化中,棉花和玉米的后向散射系数均在-21.99 dB 到-14.52 dB 的区间内逐渐升高,但是特征不明显。果树的后向散射在 VV 极化与棉花、玉米的趋势一致,VH 极化中几乎无差别。这是由于作物和果树在生长过程中显示出不同的几何结构和树冠形态,因此在空间分布的介质材料不同,雷达信号的反射、吸收也不同。SAR 数据中作物的某些部分(如:茎、穗、叶)在不同极化方式下会表现出不同的反射强度。如,玉米植株呈垂直形态,叶片呈条状且面积较大,同时茎秆大小于其他作物存在一定的差异,因此在 VV 极化方式下其反射强度要高于 VH 极化。VH 极化散射方式的回波是分散在各个方向上的,因此传感器能够接收到的回波强度与 VV 极化相比是小的^[83]。

对 Sigma 和 Gamma 数据统计图进行分析,能够看出两种数据随时间发生的变化趋势总体一致,所有地物的 Sigma 和 Gamma 数据之间平均相差 1dB。在 Sigma 数据中,棉花的峰值分布在-21.99 dB 到-7.04 dB 区间;Gamma 数据中,峰值在-20.81 dB 到-6.49 dB 区间变化。玉米的 Sigma 值和 Gamma 值均小于棉花和果树。其中,建筑的 Gamma 值随时间发生的变化较大,平均差值为 1.11 dB。这表明,Gamma 数据在建筑等二面角散射体的识别中比 Sigma 较有优势,在其他地物的识别中 Gamma 与 Sigma 差别不大。在该研究区 Sigma 数据更适合不同作物的分类识别。

为了进一步分析典型地物后向散射系数时变特征,计算出每类样本在不同极化方式下的后向散射系数平均值,并分析其变化规律(见图 4-2)。总体来看, VV 极化的 Sigma 数据分离度相对较好。而在 4、5、6 月份,不同作物在 VH 极化下的分离度要优于 VV 极化,棉花和玉米的后向散射系数明显上升,果树则处于平稳的状态,在 7 月份三种作物几乎达到一致,分离度较差。到 8、9 月份时, VV 极化下作物的分离度较好,后向散射逐渐升高并达到平稳的状态。在该时期棉花进入吐絮期,植被表层相对均匀且茂密,起伏变化不大,因此散射系数在一定程度上得到提高,使其与玉米和果树得到区分。

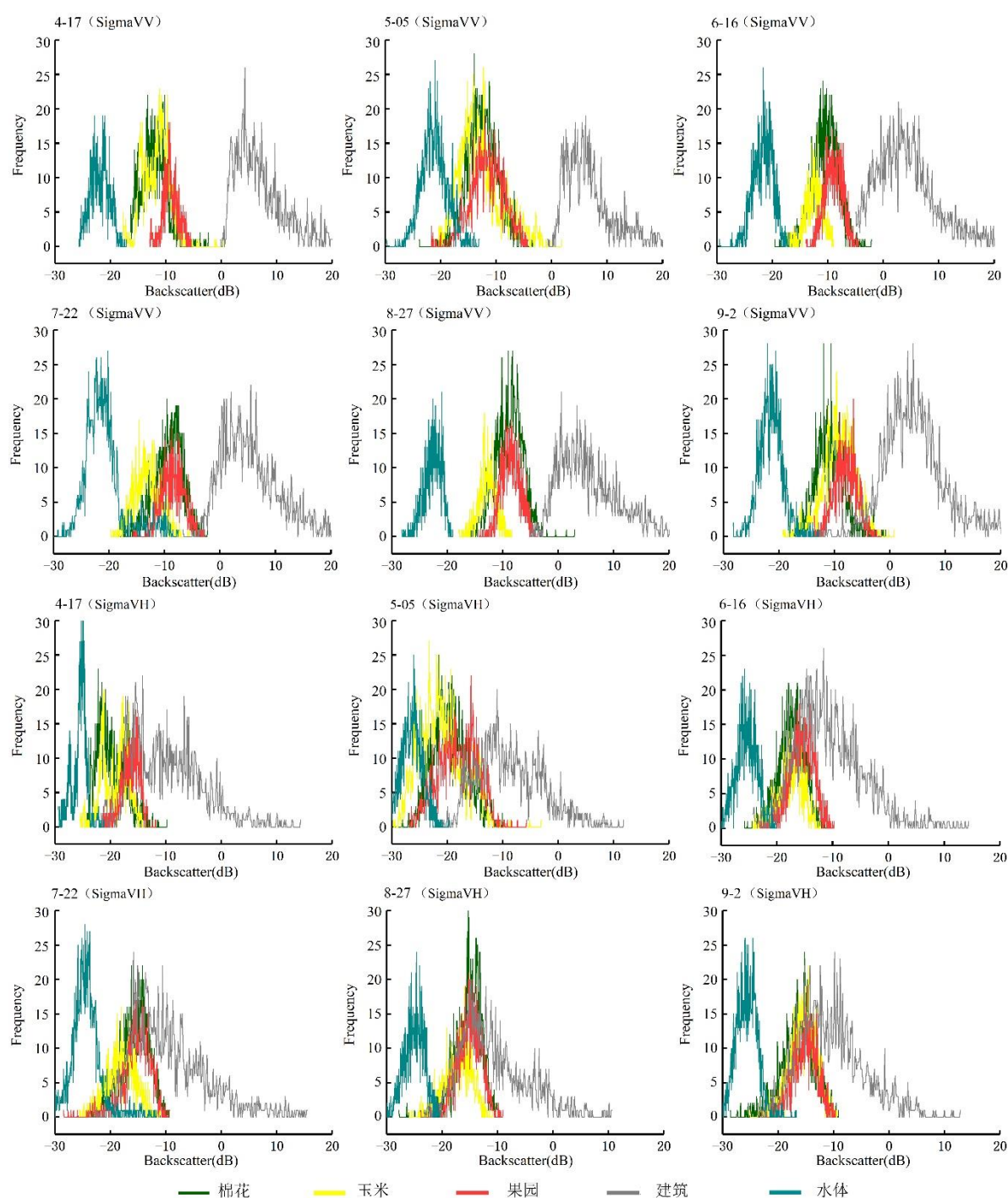
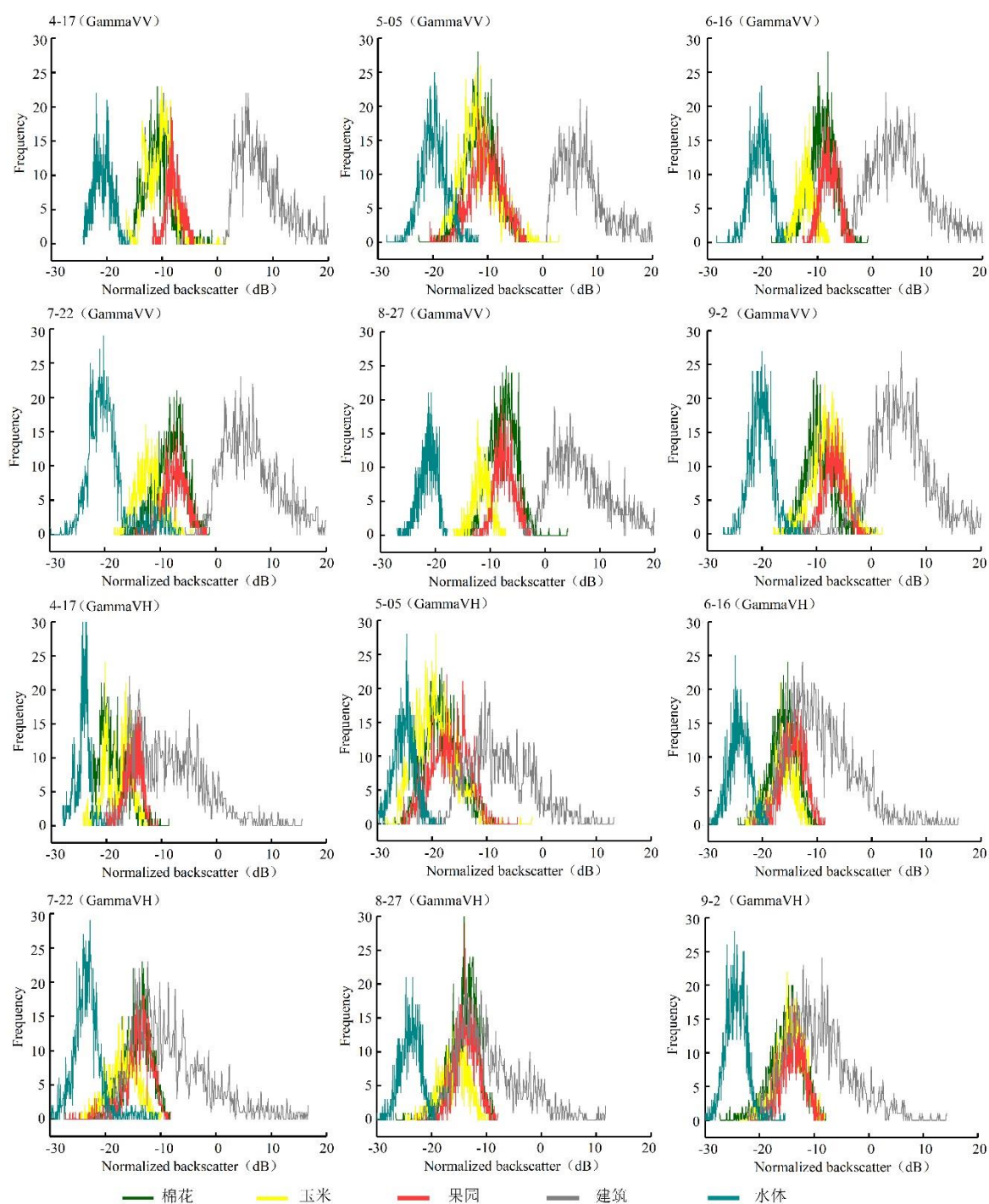


图 4-1 多时相 SAR 典型地物后向散射统计图。VV: 入射波为垂直偏振时的垂直偏振后向散射; VH: 入射波为垂直偏振时的水平偏振后向散射

Fig. 4-1 Histograms of backscattering of typical ground objects in multi-temporal SAR data. VV: the incident wave is vertically polarized and scatters vertically polarized; VH: the incident wave is vertically polarized and scatters horizontally polarized



续图 4-1 多时相 SAR 典型地物后向散射统计图。VV: 入射波为垂直偏振时的垂直偏振后向散射; VH: 入射波为垂直偏振时的水平偏振后向散射

Fig. 4-1 Histograms of backscattering of typical ground objects in multi-temporal SAR data. VV: the incident wave is vertically polarized and scatters vertically polarized; VH: the incident wave is vertically polarized and scatters horizontally polarized

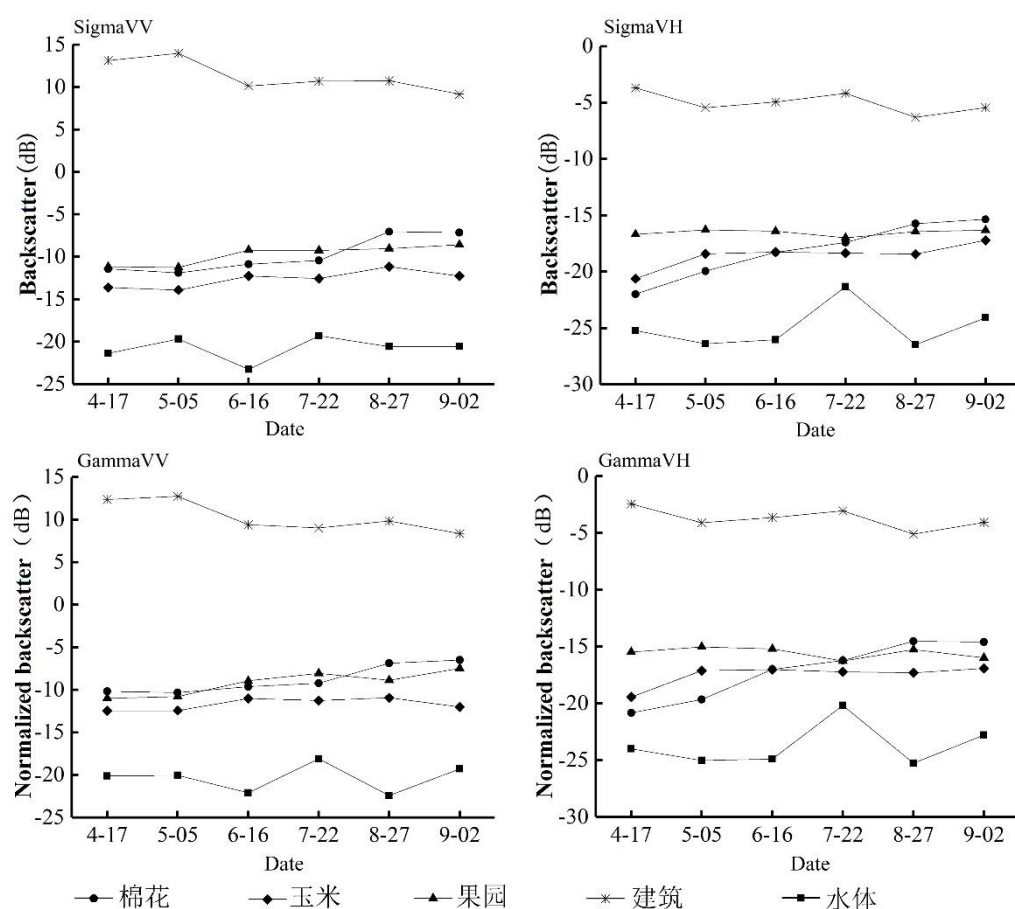


图 4-2 典型地物后向散射特征时间序列变化。VV: 入射波为垂直偏振时的垂直偏振后向散射; VH: 入射波为垂直偏振时的水平偏振后向散射

Fig. 4-2 Time series variation of typical ground objects backscattering features. VV: the incident wave is vertically polarized and scatters vertically polarized; VH: the incident wave is vertically polarized and scatters horizontally polarized

4.1.2 可分离性评价

Jeffries-Matusita 距离 (J-M) 是基于特征计算不同类别样本间的距离, 是用来衡量类别间分离度的有效工具^[25]。J-M 距离的数值在 0~2 范围内, 能够定量的衡量 2 个类别间的差异性程度, 大于 1.8 表示分离性好。表 2 给出了不同时相条件下的果园、棉花、玉米的 Sigma 和 Gamma 数据与典型地物间的 J-M 距离。综合来看, Sigma 和 Gamma 的 J-M 距离差别不大, 相较之下, 作物之间的差异性在 6、8 月份显示最好。玉米和果园的分离度在 6 月和 8 月都较理想, 分别为 1.22 和 1.15。

棉花和玉米的分离度在 6 月份提升到了 0.62，最高值为 0.81，出现在 8 月份；棉花和果园的分离度在 9 月最好，但最高只达到 0.4。这是因为果树和棉花的空间分布状态密集，后向散射特征相似；玉米的分布则相对比较稀疏，因此玉米的回波包括作物本身的散射、土壤背景的散射及二者之间相互作用的二次散射数据，相较于果树和棉花更容易受到土壤背景的影响。水体和果园、棉花、玉米的 J-M 距离在 4 月比较低，5 月至 9 月的 J-M 平均在 1.5 以上，分离度比较理想。建筑与 3 种作物的 J-M 距离在 6 个时相均在 1.5 以上，最高值在 8、9 月份，达到 1.99。上述表明，8 月下旬为棉花识别的最佳时相，6 月中旬为玉米识别的最佳时相，果园与其他作物之间进行识别需要 9 月上旬与 6 月中旬的数据才能得到较好的效果。

基于以上分析，选取 3 种作物分离度较好的 3 个时相，即 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日。对时相间进行波段组合，计算出了不同时相组合条件下，各地物间的分离度，结果见表 3。从表中可以看出，在 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日 3 个时相的组合条件下，棉花和玉米的分离度达到了 1.5；棉花和果园的分离度是 1.47；玉米和果园的则达到了 1.52。3 种农作物和其他地物间的 J-M 距离均在 1.7 以上，说明该波段组合方式条件下的分离程度为最好。因此，本文选取该波段组合条件下的 Sigma 和 Gamma 影像进行下一步的数据筛选。

表 4-1 典型作物不同时相 J-M 距离

Tab.4-1 Jeffries-Matusita distance of typical crops with different phase

类型	2018/04/17		2018/05/05		2018/06/16		2018/07/22		2018/08/27		2018/09/02	
	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam
棉花-玉米	0.01	0.01	0.09	0.09	0.53	0.62	0.58	0.59	0.81	0.81	0.12	0.12
棉花-果树	0.19	0.18	0.06	0.06	0.29	0.26	0.06	0.06	0.07	0.07	0.40	0.40
棉花-水体	0.97	0.98	1.52	1.51	1.98	1.96	1.76	1.77	1.99	1.99	1.93	1.92
棉花-水体	1.65	1.65	1.84	1.83	1.70	1.67	1.66	1.65	1.67	1.67	1.64	1.64
玉米-果树	0.14	0.14	0.04	0.04	1.22	1.22	0.93	0.94	1.15	1.15	0.12	0.12
玉米-水体	1.04	1.05	1.49	1.49	1.98	1.94	1.34	1.33	1.99	1.99	1.97	1.97
玉米-建筑	1.65	1.65	1.80	1.80	1.89	1.87	1.86	1.86	1.91	1.91	1.50	1.50
果树-水体	1.40	1.40	1.61	1.61	1.99	1.99	1.88	1.88	1.99	1.99	1.99	1.99

果树-建筑	1.55	1.55	1.77	1.77	1.70	1.63	1.66	1.65	1.74	1.74	1.54	1.54
建筑-水体	1.90	1.90	1.99	1.99	1.99	1.99	1.96	1.96	1.99	1.99	1.98	1.99

注：Sig 为后向散射系数 Sigma；Gam 为归一化后向散射系数 Gamma。

表 4-2 典型作物不同时相波段组合 J-M 距离

Tab.4-2 Jeffries-Matusita distance of typical crops with different band combination

类型	6/16		06/16+08/27		06/16+09/02		08/27+09/02		6/16+08/27+09/02	
	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam	Sig	Gam
棉花-玉米	0.53	0.62	0.88	0.93	0.83	0.81	1.02	0.93	1.50	1.49
棉花-果园	0.29	0.26	0.55	0.54	1.10	1.09	0.85	0.86	1.47	1.45
棉花-水体	1.98	1.96	1.99	1.98	1.98	1.99	1.99	1.97	1.99	1.99
棉花-建筑	1.70	1.67	1.78	1.77	1.77	1.80	1.80	1.78	1.96	1.92
玉米-果园	1.22	1.22	1.35	1.34	1.35	1.37	1.40	1.38	1.52	1.49
玉米-水体	1.98	1.94	1.99	1.96	1.99	1.98	1.98	1.97	1.99	1.98
玉米-建筑	1.89	1.87	1.84	1.83	1.78	1.74	1.73	1.70	1.81	1.81
果园-水体	1.99	1.99	1.99	1.98	1.99	1.99	1.98	1.99	1.99	1.99
果园-建筑	1.70	1.63	1.78	1.76	1.65	1.63	1.67	1.66	1.73	1.73
建筑-水体	1.99	1.99	1.99	1.99	1.99	1.98	1.99	1.99	1.99	1.99

注：Sig 为后向散射系数 Sigma；Gam 为归一化后向散射系数 Gamma。

4.2 SAR 和光学影像数据的特征筛选

4.2.1 数据的特征提取

本文利用 SAR 数据选取后向散射特征、极化组合特征和纹理特征，利用光学影像选取植被指数和红边指数构建特征集，表 4 详细描述了各种特征及其表达方式。

本研究选 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日 3 个时相的双极化合成孔径雷达影像，提取了两种极化的后向散射特征，同时对其进行不同极化组合，获取了 6 种不同的极化组合特征；除植被指数以及红边指数外，有研究者认为纹理信息可以提高作物识别及信息提取的精度。本文通过计算灰度共生矩阵 GLCM（Grey-Level Co-occurrence Matrix），选取了 8 种 SAR 数据的纹理特征。此外，对 3 个时相的光学影像进行大气校正以及重采样之后，提取了 3 种典型的植被指数；Sentinel-2 影像的红边波段作为其特有的波段特征，文章中把红边指数单独作为一类特征，选取 5 种红边指数，进行下一步的处理。

表 4-3 由 Sentinel-1、Sentinel-2 提取的数据特征

Tab.4-3 data features extracted from Sentinel-1 and Sentinel-2

特征变量	指数全称	指数简称	特征说明
后向散射特征	Backscatter Feature	Sigma	VV、VH VV+VH VV-VH VV/VH
极化组合特征	Polarization Combination	VV、VH	VH+（VV/VH） $(VV-VH) / (VV+VH)$ $(VV^2+VH^2) / (VV^2-VH^2)$
植被指数	Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$(B8a-B4) / (B8a+B4)$
	Ratio Vegetation Index	RVI	B8a/B4
	Difference Vegetation Index	DVI	B8a-B4
	Normalized Difference Vegetation Index red-edge 1	NDVIre1	$(B8a-B5) / (B8a+B5)$
红边指数	Normalized Difference Vegetation Index red-edge 2	NDVIre2	$(B8a-B6) / (B8a+B6)$
	Normalized Difference Vegetation Index red-edge 3	NDVIre3	$(B8a-B7) / (B8a+B7)$

纹理特征	Normalized Difference red-edge 1	NDre1	$(B6-B5) / (B6+B5)$
	Normalized Difference red-edge 2	NDre2	$(B7-B5) / (B7+B5)$
	Contrast	GLCM_Con	对比度
	Dissimilarity	GLCM_Dis	相异性
	Homogeneity	GLCM_Hom	一致性
	Angular Second Moment	GLCM_ASM	角二阶矩
	Entropy	GLCM_Ent	熵
	Mean	GLCM_Mean	均值
	Variance	GLCM_Var	方差
	Correlation	GLCM_Cor	相关性

(1) 纹理特征提取

纹理特征的分析可通过统计方法、模型法、结构分析法来处理。研究中采用灰度共生矩阵 (Gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 属于统计方法。GLCM 作为提取纹理特征的一种经典的方法, 该方法主要通过遥感影像灰度级之间的条件概率密度来提取纹理特征, 在一定程度上描述遥感影像或某一部分之间相邻像元、相近距离像元间灰度呈现的空间上的分布特征。遥感影像的纹理特征信息包括图像的空间结构信息和基本特征。通过利用图像的纹理特征, 可为解决遥感影像中的“同物异谱”现象提供有效的辅助作用, 从而能够提高遥感影像信息获取的准确度。本文中利用 SNAP 软件通过灰度共生矩阵来定义相关的纹理特征, 获取了以下 8 种纹理特征^[84]:

a) 对比度 (Contrast) 反映的是纹理的清晰程度和纹理的沟纹深浅。纹理的沟纹越深, 对比度越大, 效果越清晰, 反之, 则沟纹浅, 呈现的效果模糊。对比度大的像素对越多, 值越大。灰度共生矩阵中, 远离对角线的元素值越大, 对比度越大。

$$Contrast = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \times (i - j)^2 \quad (4-1)$$

b) 相异性 (Dissimilarity) 也叫非相似性, 其值的变化与对比度类似, 但是有线性增加的趋势, 如果局部对比度越高, 相异性越高。计算对比度时, 权重随矩阵元素与对角线的距离以指数方式增长, 如果改为线性增长, 则得到相异性。

$$Dissimilarity = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \times |i - j| \quad (4-2)$$

c) 一致性 (Homogeneity) 也叫逆差距, 可以表征影像局部灰度的平均性, 灰度越均匀, 纹理特征值越大; 测量图像的局部均匀性, 非均匀图像的值较低, 均匀图像的值较高。与对比度或相异性相反, 同质性的权重随着元素值与对角线的距离而减小, 其减小方式是指数形式的。

$$Homogeneity = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \times \frac{1}{1 + (i - j)^2} \quad (4-3)$$

d) 角二阶矩 (ASM) 是灰度共生矩阵元素值的平方和, 也称为能量。角二阶矩反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细程度。若灰度共生矩阵的所有值均相等, 则角二阶矩小, 若其中一些值大、一些值小, 则角二阶矩大; 当ASM大时, 纹理粗, 能量大; 反之, 当ASM小时, 纹理细, 能量小。

$$ASM = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j)^2 \quad (4-4)$$

e) 熵 (Entropy) 描述的是影像纹理特征的复杂程度, 纹理越复杂, 熵值越大; 反之, 纹理变换越简单, 熵值越小; 测量图像纹理的随机性 (强度分布)。熵是图像包含信息量的随机性度量, 表现了图像的复杂程度。当共生矩阵中所有值均相等或者像素值表现出最大的随机性时, 熵最大; 因此熵值表明了图像灰度分布的复杂程度, 熵值越大, 图像越复杂。表示矩阵中元素的分散程度, 也表示图像纹理的复杂程度。

$$Entropy = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \times \ln p(i, j) \quad (4-5)$$

f) 均值 (Mean) 纹理特征值反映了纹理的条理程度, 若纹理较乱且没有明显的规律, 其值较小; 相反若规律性强、易于统计则其值较大。

$$Mean = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \times i \quad (4-6)$$

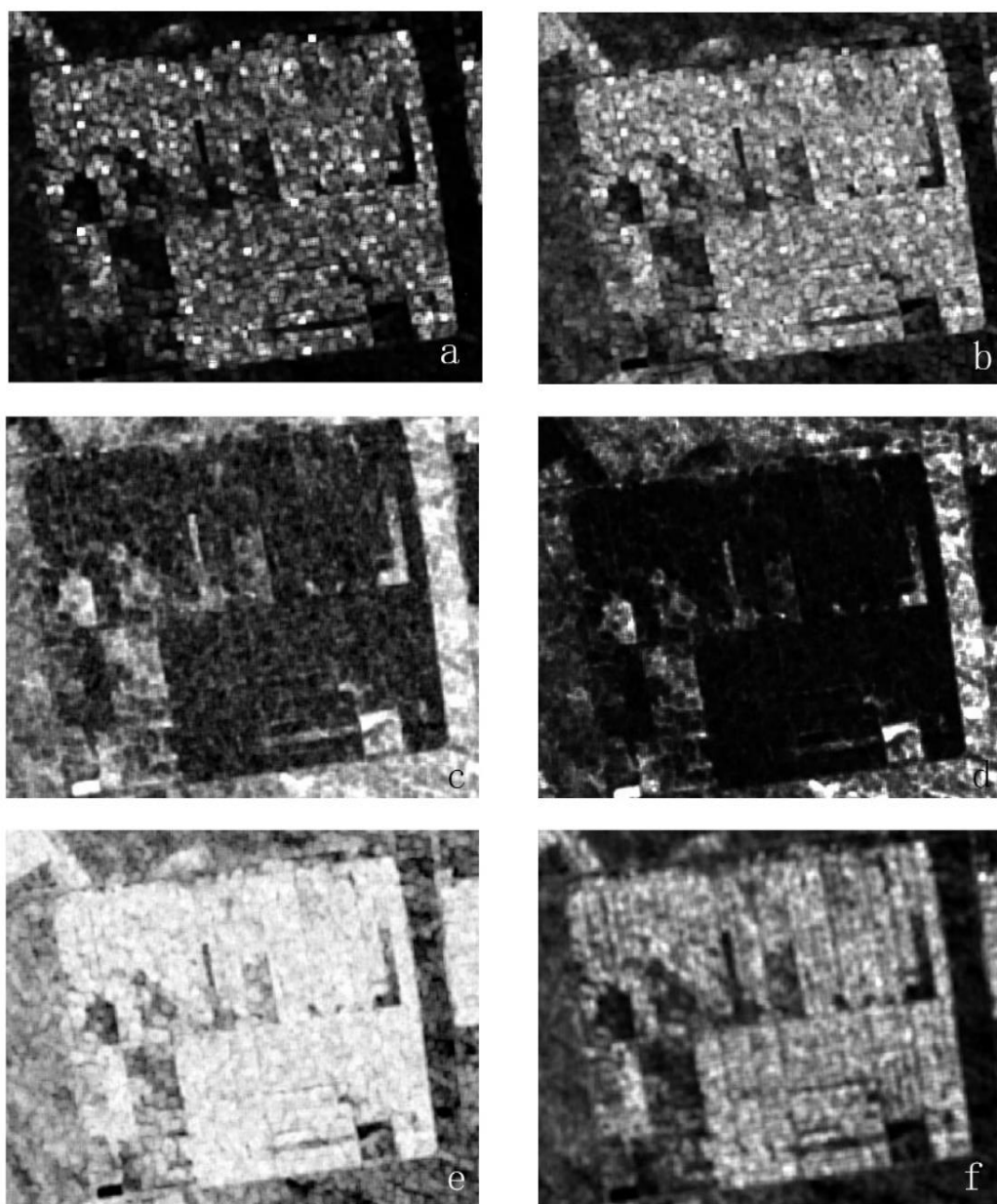
g) 方差 (Variance) 纹理特征反映了纹理的强度特性。

$$Variance = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i, j) \times (i - Mean)^2 \quad (4-7)$$

h) 相关性 (Correlation) 是用来衡量灰度共生矩阵的元素在行货列方向上的相似程度。当矩阵像素值均匀相等时, 相关性就大; 若矩阵像素值相差很大时, 相关性小。

$$Correlation = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{(i - Mean) \times (j - Mean) \times p(i, j)^2}{Variance} \quad (4-8)$$

灰度共生矩阵作为一种鉴别能力较好的通过像元灰度的空间相关特性描述纹理特征的方法，建立在估计图像的二阶组合条件概率密度函数基础上的统计方法，易于实现，目前已成为公认的提取纹理特征的有效方法。



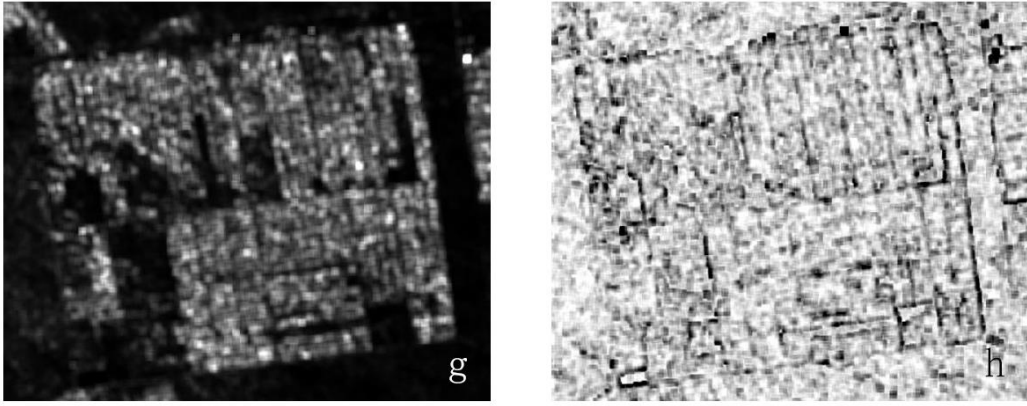


图 4-3 SAR 影像的纹理特征。(a) 对比度; (b) 相异性; (c) 一致性; (d) 角二阶矩; (e) 熵; (f) 均值; (g) 方差; (h) 相关性

Fig.4-3 Texture features of SAR images. (a)contrast; (b) Dissimilarity; (c)Homogeneity; (d)Angular Second Moment; (e)Entropy; (f) Mean; (g) Variance; (h) Correlation

(2) 植被指数提取

植被指数是根据地面植被在可见光、红光以及近红外波段特有的光谱特性，进行波段运算所得到的。通过提取植被指数可以为地表植被情况提供有效的参考指标，与绿色植被覆盖度、叶面积指数和生物量等因子有较好的相关性，有覆盖范围广、时间序列长、数据具有可比性特点，同时也存在地域性和时效性。本研究选取了三种植被指数^[85]：

a) 归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, 即 NDVI) 的应用较为广泛，且该指数与植被分布密度呈线性相关，能够有效的反映出植被生长状态和生物量，该指数的阈值范围为[-1,1]。其中其中： ρ_{NIR} 和 ρ_{RED} 分别代表近红外波段和红光波段的反射率，值介于-1 和 1 之间。

$$\text{归一化植被指数: } NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (4-9)$$

b) 比值植被指数 (Ratio Vegetation Index——RVI) 该植被指数能够充分表现植被在红光和近红外波段反射率的差异，能增强植被与土壤背景之间的辐射差异。但是 RVI 对大气状况很敏感，而且当植被覆盖小于 50%时，它的分辨能力显著下降。

$$\text{比值植被指数: } RVI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{RED}} \quad (4-10)$$

c) 差值植被指数 (Difference Vegetation Index——DVI) 又称农业植被指数, 为二通道反射率之差, 它对土壤背景变化敏感, 能较好地识别植被和水体。该指数随生物量的增加而迅速增大。

$$\text{差值植被指数: } DVI = \rho_{NIR} - \rho_{RED} \quad (4-11)$$

(3) 红边指数

在电磁波谱中, 介于红光和近红外波段交界处的红边区域与表示植被生长状况的各类理化参数有密切相关性, 是植被长势监测的重要因子。红边波段为指示地表植被作物色素、生长状和健康况的特征波段。国外学者相继提取多种红边指数来监测绿色植物的生长状况。红边波段对不同地表覆盖、不同作物类型、叶冠层的微小变化以及不同生长状态非常灵敏。因此, 红边波段可用于精细农业、作物识别、不同作物长势监测、植被胁迫性探测等研究中^[86]。

$$NDVI_{re1} = \frac{B_{865} - B_{705}}{B_{865} + B_{705}} \quad (4-12)$$

$$NDVI_{re2} = \frac{B_{865} - B_{740}}{B_{865} + B_{740}} \quad (4-13)$$

$$NDVI_{re2} = \frac{B_{865} - B_{783}}{B_{865} + B_{783}} \quad (4-14)$$

$$NDre1 = \frac{B_{740} - B_{705}}{B_{740} + B_{705}} \quad (4-15)$$

$$NDre2 = \frac{B_{783} - B_{705}}{B_{783} + B_{705}} \quad (4-16)$$

4.2.2 特征重要性分析

EnMAP-BOX 是由德国环境制图与分析计划 (Environment mapping and analysis program) 项目组基于 IDL 开发的工具包, 该插件提供了支持向量机、随机森林分类、滤波等功能。本研究采用 EnMAP-BOX 的随机森林分类器进行特征优选, 根据重要性得分有效的降维且减少数据冗余。

在选取特征变量时, 当树的数量 (N) 为 100 时, 袋外误差 OOB 基本收紧并趋于稳定, 因此所有实验方案的 N 为 100。对 24 个特征变量进行特征重要性评价, 将重要性得分低于 2 的特征变量剔除, 选取前 16 个得分较高的特征, 对其进

行下一步的特征组合及筛选。从重要性排序可以看出,红边指数所得的重要性普遍较高,其中 NDVI_{re1} 为最高,达到 7.47; NDVI_{re1} 和 NDVI_{re2} 其次,分别为 6.81 和 5.89; NDVI_{re3} 的重要性得分为 3.71; NDVI_{re3} 则为 1.82。SAR 数据后向散射以及极化的特征中 VH 和 VH 极化后向散射特征的得分最高,达到 6.4 和 5.89; 极化组合特征中 $(VV^2+VH^2)/(VV^2-VH^2)$ 、 $(VV-VH)/(VV+VH)$ 、 $VH+(VV/VH)$ 和 $VV+VH$ 的重要性得分较高,分别达到 4.31、4.22、3.36 和 3.08; VV/VH 和 $VV-VH$ 的得分均低于 2。三种植被指数 RVI、DVI 和 NDVI 的排序均靠前,得分分别为 4.71、4.68 和 4.33。在所有特征中,SAR 影像的纹理特征重要性得分普遍较差,得分均在 3 以下。对比度(Contrast)、相异性(Dissimilarity)、一致性(Homogeneity)、角二阶矩(Angular Second Moment)、熵(Entropy)的得分为: 1.44、1.23、0.96、0.79 和 0.78,排名均在倒数的位置,最终只选取了方差(Variance)、均值(Mean)、相关性(Correlation)三种纹理特征,进行下一步的特征筛选。

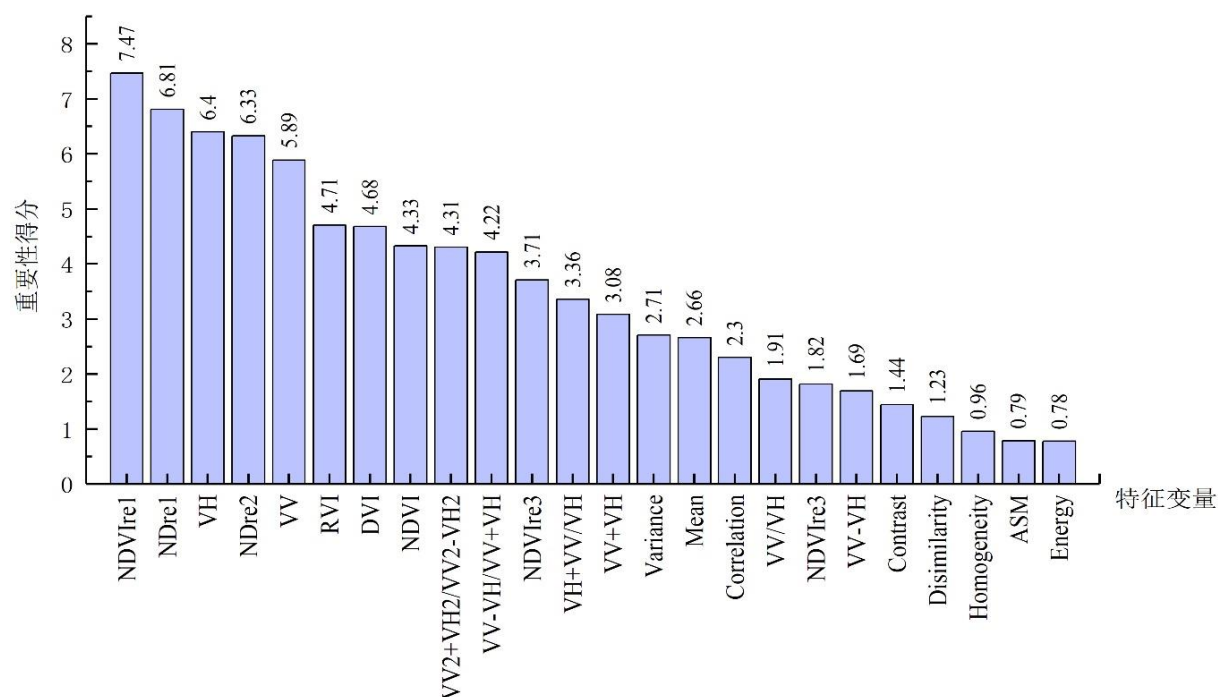


图 4-4 特征变量的重要性排序

Fig .4-4 Importance ordering of feature variables

4.2.3 特征组合及筛选

为了探究不同特征及其组合提取不同作物种植面积的能力,获得最佳特征向量组合,提高棉花、玉米和果树的识别精度。本文构建不同极化后向散射系数、SAR 数据纹理信息、光学影像 3 层次特征向量组合(特征向量组合见表 6)。表中分别

将 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日三个时相的特征向量进行组合。将 VV 和 VH 极化的后向散射系数 Sigma 合并为 V；将均值、方差和相关性 3 种纹理特征组合为 T；将 NDVIre1、NDVIre2、NDre1 和 NDre2 4 种红边指数合并为 E；将 NDVI、RVI、DVI 3 种植被指数组合为 R；将 $VV+VH$ 、 $VH+(VV/VH)$ 、 $(VV-VH)/(VV+VH)$ 、 $(VV^2+VH^2)/(VV^2-VH^2)$ 4 种极化组合特征合并为 P。在 SAR 后向散射系数组合 V 的基础上,逐渐叠加 T、E、R、P 其他四种特征组合为: $V+T$ 、 $V+T+E$ 、 $V+T+E+R$ 、 $V+T+E+R+P$ ，并且进一步对比分析不同特征向量组合下的可分离性评价。

表 4-4 不同特征组合方式

Tab.4-4 Different combination of features

序列	组合方式缩写	特征向量组合
1	V	多时相 SAR 双极化后向散射
2	T	多时相 SAR 纹理信息
3	E	多时相红边指数信息
4	R	多时相植被指数信息
5	P	多时相极化组合特征
6	V+T	多时相 SAR 双极化后向散射及 SAR 纹理信息
7	V+T+E	多时相 SAR 双极化后向散射、SAR 纹理信息及红边指数
8	V+T+E+R	多时相 SAR 双极化后向散射、SAR 纹理信息、红边指数以及植被指数
9	V+T+E+R+P	多时相 SAR 双极化后向散射、SAR 纹理信息、红边指数、植被指数以及多时相极化组合特征

表 7 中给出了 6 月、8 月和 9 月三个时相特征向量组合下的典型地物间的 J-M 距离。将多时相的后向散射系数 (V)、纹理特征 (T)、红边指数 (E)、植被指数 (R)、极化组合特征 (P) 单独比较时,其之间的 J-M 距离差别不大。其中,纹理特征 (T) 的分离度最差,有 6 个值均低于;后向散射系数 (V) 和极化组合特征 (P) 的分离度比较好,除了棉花-玉米之外, J-M 距离都在 1 以上。相较之下,对各种特征进行组合后,随着特征的逐渐增加,可以看出 $V+T$ 、 $V+T+E$ 、 $V+T+E+R$

和 V+T+E+R+P 的 J-M 距离也逐步提高。作物之间的可分离性在 V+T+E+R+P 显示最好, 整体分离度在 1.6 以上。棉花和玉米的 J-M 距离由最低的 0.52 (T) 提升到了 1.88; 棉花和果园的分离度由最低的 0.63 (R), 提升到 1.62; 玉米和果园间的 J-M 距离由最低的 0.08 (T), 提高到 1.67; 水体和果园、棉花、玉米的 J-M 距离平均在 1.9 以上, 分离度比较理想。建筑与 3 种作物的 J-M 距离均在 1.95 以上。上述表明, V+T+E+R+P 为最佳特征组合方式, 将所以特征组合进行合并后, 分离度能得到最好的效果。

表 4-5 不同特征组合下的 J-M 距离

Tab.4-5 J-M distance under different feature combinations

类型	V	T	R	E	P	V+T	V+T+E	V+T +E+R	V+T+E +R+P
棉花-玉米	0.99	0.52	1.04	1.45	0.92	0.98	1.57	1.83	1.88
棉花-果园	1.60	0.64	0.63	1.09	1.63	0.67	1.24	1.55	1.62
棉花-水体	1.99	0.85	1.67	1.96	1.97	1.98	1.99	1.99	1.99
棉花-建筑	1.69	1.46	0.84	1.81	1.23	1.17	1.75	1.93	1.95
玉米-果园	1.16	0.08	0.41	0.62	1.06	0.55	1.19	1.46	1.67
玉米-水体	1.99	1.43	1.77	1.90	1.83	1.89	1.99	1.99	1.99
玉米-建筑	1.46	0.38	0.71	1.49	1.38	1.45	1.82	1.94	1.95
果园-水体	1.99	1.48	1.75	1.99	1.97	1.98	1.99	1.99	1.97
果园-建筑	1.23	0.44	0.64	1.94	1.36	1.34	1.82	1.94	1.96
建筑-水体	1.93	1.06	1.42	1.31	1.91	1.92	1.98	1.99	1.99

4.3 本章小结

本章提取了典型地物的后向散射系数 Sigma、归一化后向散射系数 Gamma 值, 并分析后向散射系数的变化特征。从时间尺度、极化方式和不同散射系数三个方面来进行对比, 得到了其规律。进行了可分离性评价, 选取 3 种作物分离度较好的 3

个时相，即 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日。对其进行波段组合，3 种农作物和其他地物间的 J-M 距离达到在 1.7 以上。对以上三个时相的雷达和光学数据提取后向散射特征、极化组合特征、纹理特征、植被指数和红边指数特征，并对以上 24 种特征进行重要性分析，特征向量组合以及筛选，最终选取了 16 种特征。对不同特征组合下的地物进行可分离性评价，从评价结果可以明显看出，随着特征的逐渐增加，分离度也逐步提高。将多时相 SAR 双极化后向散射、SAR 纹理信息、红边指数、植被指数和极化组合特征进行合并后（V+T+P+R+E）的 J-M 距离最高，确定 V+T+P+R+E 为最佳特征组合方式，分离度能得到最好的效果。

第5章 基于Sentinel-1数据的作物识别

5.1 基于雷达数据的作物识别研究

5.1.1 随机森林分类

随机森林法^[87](Random Forest, RF)是由美国科学家 Leo Breiman Ho 于 2001 年联合发表的一种新的机器学习算法。随机森林算法是以决策树为基础的集成学习算法,它包含多个决策树的分类,并且每棵决策树都是一个分类器,将这些决策树聚集在一起,形成森林。当把一个新的输入样本进行分类的时候,该样本会输入到森林中的每棵决策树中进行分类,也可以将每棵树当做独立的分类器,这时对于该样本 N 颗树会产生 N 种分类结果。随机森林集成所有分类投票结果,根据哪一类被选择最多,输入样本就会被指定为最终的输出结果。其已被成功的应用到土地覆盖制图中。随机森林算法有很多优点:(1)用户可以输入多种不同尺度不同类型的参数;(2)对于很多种资料,它是可以产生高准确度的分类器;(3)它可以在决定类别时,评估变量的重要性;(4)在大的、高维数据训练时,不容易出现过拟合而且速度较快。

5.1.2 支持向量机分类

针对有限样本情况下的统计学习问题,1995 年 Vapnik^[88]提出基于统计学习理论(Statistic learning theory 或 SLT)的机器学习方法—支持向量机(SVM)。SVM 分类的主要思想可概括为:首先,经过非线性变换将低维空间中的难于线性划分的样本映射到高维特征空间;其次,在高维特征空间中寻求最优分类超平面,使分类风险上界最小,从而实现样本空间的非线性分类,在高维空间中构造最优分类器^[89]。其中,通过定义适当的核函数来实现非线性变换,这些核函数已经被证明适用于大部分非线性分类问题。

目前,支持向量机能有效避免分类方法中维数灾难、过学习、局部极小等问题,在 SAR 影像分类研究中也得到了广泛的应用。

两类问题的分类通常用一个实值函数 $f: X \subseteq R^p \rightarrow R$ 按照这样的方式操作:当 $f(x) \geq 0$ 时,输入赋给正类,否则赋给负类。

考虑 $f(x)$ 是线性函数的情况,即

$$f(x) = \langle w \cdot x \rangle - b = \sum_{i=1}^n w_i x_i - b \quad (5-1)$$

式中, w 是权重向量, b 是阈值参数, 决定超平面距离原点的距离。

直观上认为, 待分数据与分类超平面的距离越大, 分类的可靠性越高。

通过求解对偶问题得到最优分类函数:

$$f(x) = \text{sgn}(\langle \omega^*, x \rangle + b^*) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i a_i \langle x_i, x \rangle + b^*\right) \quad (5-2)$$

其中 $a_i^* \geq 0$ 为最优解。

而对于待分样本数据线性不可分时, 就可以引入松弛变量 则有:

$$\min_{\omega, b, \xi} \varphi(\omega) - \frac{1}{2} \langle \omega, \omega \rangle = C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (5-3)$$

其中 $C > 0$ 为惩罚因子, 用于控制对错分样本惩罚的程度。

根据统计学理论所指: 只需一种核函数 满足 Mercer 条件时, 它就对应某一变量空间中的内积。这使得在面对非线性样本的分类问题时, 使用合适的核函数就能实现由非线性分类向线性分类的转换。此时, 可求得基于高维特征空间中广义最优分类超平面的决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(k(\omega^*, x) + b^*) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i a_i^* k(x_i, x) + b^*\right) \quad (5-4)$$

经过 ROLIF^[90]等人的研究表明径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF) 的分类精度一般比多项式核函数 (Polynomial)、Sigmoid 核和线性核函数 (Linear) 的精度高。因而本研究选用 RBF 函数为支持向量机的核函数。

5.1.3 人工神经网络分类

人工神经网络 ANN 的概念于 1943 年由 W.S.McCulloch 和 W.Pitts 等人提出^[91]。ANN 是通过模仿人脑神经元网络的行为特征, 进行数据接收、处理、存储和传输的数学模型。ANN 人工神经网络模型目前有很多种, 但其中最为广泛的是 BP 人工神经网络。该算法除了具有并行处理、自学习、自适应、减少人为干预等优势外, 还具备了一些推理、识别及控制功能, 更接近人的大脑。BP 人工神经网络算法是一种用于前向多层的反向传播模型, 是通过将一组样本的输入、输出问题转化为非线性优化问题, 采用梯度下降法, 利用迭代运算求解权值问题^[92-93]。

5.2 不同农作物的识别

5.2.1 单时相条件下作物识别

为了对比不同时相 SAR 与光学遥感数据结合条件下对不同作物的分类识别效果,根据第 4 章所得出的特征选取及筛选结果,文中对 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日三个时相的遥感影像数据分别进行分类,对单时相条件下的特征组合 (V+T+E+R+P) 数据分类结果进行对比和评价。

对表 5-1、表 5-2 和表 5-3 的进行对比,三个时相的总体精度没有太大差别,人工神经网络分类精度最低,总体精度分别为 59.41%、54.32%和 58.78%;支持向量机分类结果比人工神经网络分类精度平均高出 10.2 个百分点,三个时相总体精度分别为 68.55%、66.01 和 68.65%;随机森林分类总体精度相对较高,分别为 70.10%、69.82%和 71.53%,比支持向量机总体精度平均高出 2.75 个百分点,比人工神经网络分类总体精度平均高出 12.98 个百分点。其中,棉花的制图精度较好,除了在 6 月人工神经网络最低(为 57.62%),普遍在 60%以上,在 9 月随机森林分类制图精度达到 91.73。果园和的制图精度普遍较低,在 6 月人工神经网络果园的精度达到最高为 46.86%,玉米的精度则最高达到 27.94%,在 8 月和 9 月制图精度均在 23%以下。从表 5-1、表 5-2 和表 5-3 的精度可看出,果园和玉米在 6 月 16 日取得了最高的识别精度,棉花则在 9 月取得了最高的分类精度。三个时相的分类结果可看出,单时相条件下基于 SAR 和光学数据的作物识别较难得出理想的效果。

表 5-1 6 月份影像数据不同分类方法精度

Tab.5-1 Accuracy of different classification methods for image in June

类型	人工神经网络		支持向量机		随机森林	
	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
果园	46.86	58.79	30.95	33.61	26.18	44.91
玉米	27.94	50.82	20.88	33.48	19.81	44.58
棉花	57.62	40.34	76.75	49.65	73.20	52.20
建筑	73.73	95.89	97.30	89.12	97.84	88.82
水体	68.84	86.86	85.13	65.14	60.10	75.37
其他	77.32	52.89	71.75	85.71	81.19	78.72
总体精度	59.41%		68.55%		70.10%	

Kappa 系数	0.50	0.58	0.60
----------	------	------	------

表 5-2 8 月份影像数据不同分类方法精度

Tab.5-2 Accuracy of different classification methods for image in August

类型	人工神经网络		支持向量机		随机森林	
	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
果园	15.80	40.71	10.95	13.61	16.18	34.91
玉米	15.93	43.43	10.88	13.48	20.55	22.33
棉花	67.55	40.26	63.18	48.19	79.29	54.02
建筑	74.77	93.89	79.45	81.75	86.72	86.82
水体	66.95	88.13	56.55	73.60	53.04	74.46
其他	82.13	46.32	88.51	59.48	85.86	74.94
总体精度	54.32%		66.01%		69.82%	
Kappa 系数	0.45		0.50		0.58	

表 5-3 9 月份影像数据不同分类方法精度

Tab.5-3 Accuracy of different classification methods for image in September

类型	人工神经网络		支持向量机		随机森林	
	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
果园	16.70	20.87	20.77	26.74	21.46	21.63
玉米	10.54	12.96	19.89	24.89	22.90	45.93
棉花	69.63	39.84	76.70	50.76	91.73	54.03
建筑	74.29	93.06	84.78	64.87	97.84	88.82
水体	80.09	89.04	72.63	74.89	67.09	73.85
其他	84.16	59.55	85.64	79.66	87.02	79.02
总体精度	58.78%		68.65%		71.53%	
Kappa 系数	0.50		0.56		0.60	

5.2.2 多时相条件下作物识别

本文结合野外考察数据,采用人工神经网络、支持向量机和随机森林 3 种分类方法对 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日三个时相的 V+T+E+R+P (SAR 双极化后向散射、SAR 纹理信息、红边指数、植被指数以及极化组合特征) 特征组合遥感影像进行分类,将地物分为果园、玉米、棉花、建筑、水体和其他 6 类,分类结果如图 (5-1、5-2、5-3)。从图中大致可看出,玉米主要分布在绿洲东北部,此外,玉米和果树沿着河流交错分布,棉花则多分布于南部和西南部。整体来看, SAR 影像分类结果中,玉米和果园的分类结果比较细碎。相对而言,棉花能够较好的被识别,且呈片状、由内而外扩散分布在绿洲。

将人工神经网络 (ANN) 分类结果与支持向量机和随机森林相比较,从图 5-1 中可以看出,图像分类效果整体上比较细碎。该图像中棉花的分类效果较少差,可明显看到绿洲边缘地区,尤其研究区东部的棉花种植区域明显稀少。玉米几乎没有被识别出来,果园则是沿着渭干河-库车河流域与建筑交错分布,与其他分类结果相比,明显有误分的情况,将大部分玉米等类别分为建筑。且在该分类结果中,将沿着渭-库流域的地区以及研究区东北部分和中南地区建筑所占比例相对较多。该结果或许与人工神经网络存在的泛华能力与学习样本的依赖性、其工作原理导致结果不能保证得到精确的结果等缺陷相关。

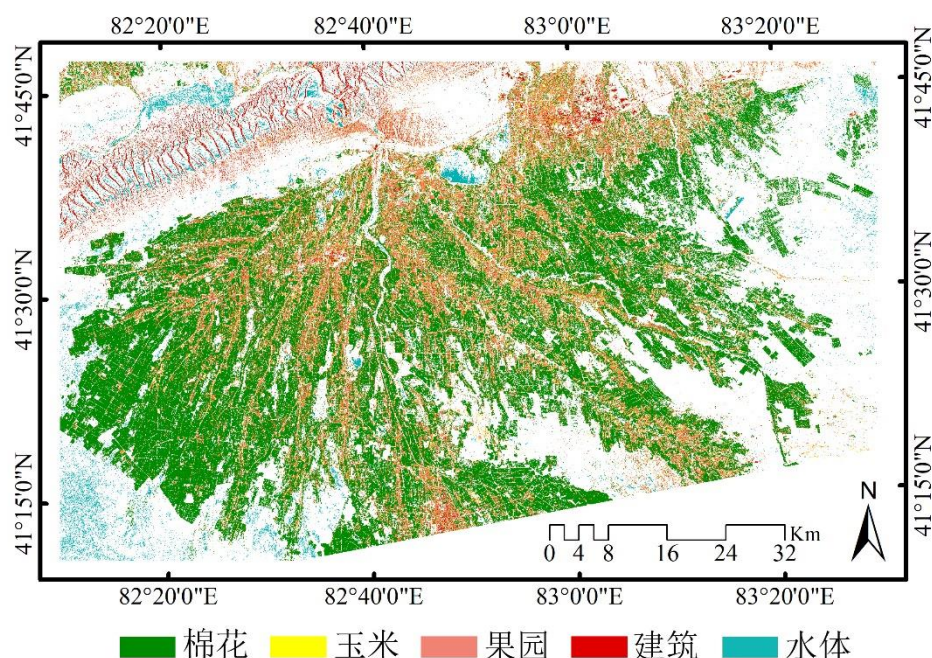


图 5-1 人工神经网络分类

Fig.5-1 Artificial neural network classification

支持向量机 (SVM) 分类结果与人工神经网络与随机森林分类结果相比较, 可从图 5-2 中看出图像整体上没有太过细碎的部分, 棉花大致是成片状分布在绿洲, 没有产生“椒盐”现象。玉米和果树的分布在三种分类上都相似, 在研究区中部交错分布, 但 SVM 的分类效果明显比人工神经网络分类结果要更精确, 没有过多的被分为建筑。研究区的建筑分布较稀疏且散落, 只有在东北部分是较大的建筑集中区域。得到该结果可能与 SVM 分类具有的自动寻找支持向量的能力有关, 从而构造出分类器, 该能力使的不同类型之间距间达到最大化, 因而具有较高的分类精度和泛化能力。

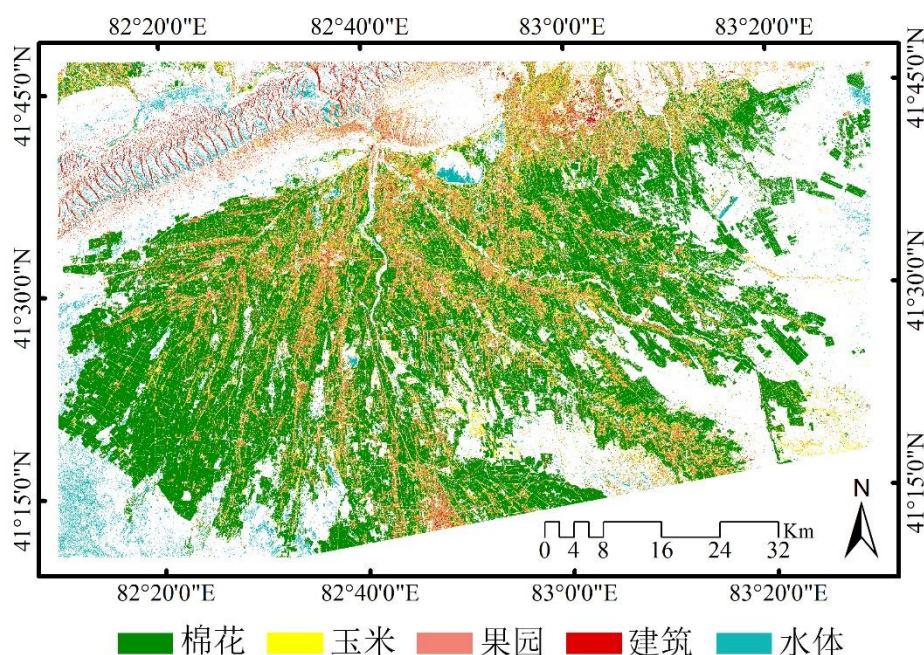


图 5-2 支持向量机分类
Fig.5-2 Support vector machine classification

随机森林分类效果与上述的前两种分类结果相对比分类效果比较理想, 研究区主要大面积种植的作物是棉花, 因此在本研究中棉花的识别效果在三种分类中都普遍是最好的。但像玉米、果树等作物的分布比较疏散, 使得在本研究中的三种分类效果并没有达到预期的效果。且在该分类结果中, 建筑、水体及其他类别的识别也有显著的提高, 误分情况明显减少。随机森林分类在训练过程中, 检测到特征间的互相影响, 得出特征的重要性, 提供一定的参考价值, 从而实现高精度的分类。

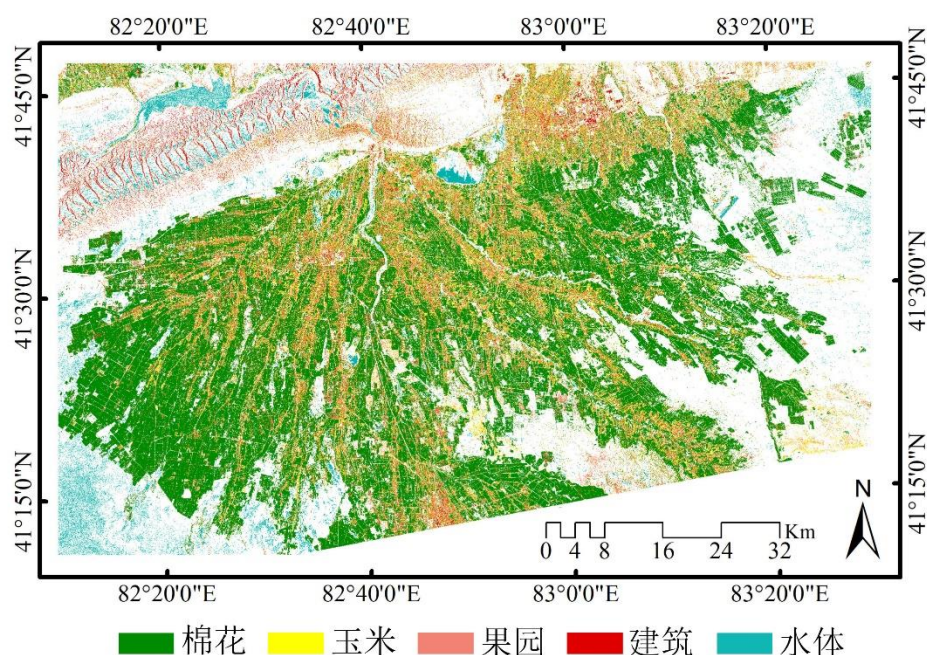


图 5-3 随机森林分类

Fig.5-3 Random forest classification

5.2.3 作物分类精度验证

以 232 个样点数据作为验证样本,对 6 月、8 月和 9 月波段组合的影像计算人工神经网络、支持向量机和随机森林分类方法的混淆矩阵得出制图精度(Prod.Acc)和用户精度(User.Acc),并且计算出各种分类结果的总体精度和 Kappa 系数,其值越大,表明分类准确度越高。所得结果见表 5-2。由表 5-2 可看出,与随机森林分类方法相比,人工神经网络和支持向量机分类方法在不同类型农作物信息的提取中处在较劣势的地位。随机森林分类总体精度(Overall.Acc)达到 88.97%,其中棉花的制图精度达到 90.88%、玉米的制图精度达到 71.6%、果园的制图精度达到 93.17%。以上描述表明利用随机森林对时间序列 V+T+E+R+P 特征组合数据进行作物的识别及面积提取可达到比较理想的效果,其原因分析如下:

(1) 随机森林分类方法是利用集成学习的思想将多棵树集成的一种算法,可以处理非线性数据。与大多数单个算法相比,该算法具有极好的准确率,能够有效地运行在大数据集上处理具有高维特征的输入样本,且训练速度快,对数据集的适应能力强。该算法不需要降维,能够检测且评估各个特征间的相互影响,得出在分类问题上的重要性,不需要像支持向量机那样做很多参数的调试。实现了简单、高精度的分类,在本研究中获得了较好的分类效果。

(2) 居民地与水体与其他区域后向散射系数差异明显, 因此均能获得较高的分类精度。棉花和果园的冠层叶片较为均匀且相对茂密, 起伏变化不大, 因此识别效果也较好。而玉米在种植过程中相对稀疏, 容易受到地面粗糙度等其他地物的影响, 因此容易混淆, 相比而言精度较低。

(3) 本文利用 J-M 距离对合成孔径雷达数据进行可分离性的分析, 从而筛选了分离度较好三个时相的影像, 且进行组合得出了 J-M 距离最高的时相组合方式。此外, 提取了该时相 SAR 数据的散射系数、极化组合特征以及纹理特征, 结合光学影像的植被指数、红边指数等特征进行特征向量组合, 丰富了其特征信息。通过特征组合方式的重要性得分以及可分离度对数据进行筛选, 减少了数据冗余的同时, 提高了分类精度。

(4) SAR 数据识别作物类型的准确性, 原则上主要取决于雷达后向散射系数对植物结构生物物理特性差异的敏感性, 即雷达后向散射与冠层结构相互作用行为的差异。此外, 作物生长早期土壤条件对 SAR 信号的后向散射特性也有影响。

表 5-4 时间序列数据不同分类方法精度验证

Tab.5-4 Accuracy verification of different classification methods for time series data

类型	人工神经网络		支持向量机		随机森林	
	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
果园	90.92	73.86	89.03	84.55	93.17	90.93
玉米	17.31	93.66	56.45	88.54	71.60	93.19
棉花	85.96	86.72	89.53	82.11	90.88	88.43
建筑	84.11	98.74	84.02	98.74	87.14	97.99
水体	82.07	99.32	86.57	97.88	92.68	98.01
其他	97.30	58.18	95.74	70.50	95.46	85.62
总体精度	77.85%		84.36%		88.97%	
Kappa 系数	0.73		0.81		0.87	

5.3 作物面积精度验证

5.3.1 作物种植面积提取

本研究根据多时相 V+T+E+R+P 特征组合遥感影像的随机森林分类结果,提取研究区内果园、玉米和棉花 3 类作物的种植面积(表 5-1)。从表 5-1 中可看出,研究区的主要作物为棉花,占总面积的 30.23%;其次是果园,占总面积的 9.47%;玉米的种植面积最少,仅占总面积 5.97%。

表 5-5 不同地区面积提取

Tab.5-5 Different crop acreage

类型	面积 (hm ²)	占研究区比例 (%)
棉花	228842	30.23
玉米	45183	9.47
果园	71665	5.97
建筑	66926	8.84
水体	14578	1.93

5.3.2 作物面积精度验证

为了进一步对不同农作物的种植面积进行精度验证,利用实地考察的 20 个样方,并将样方内提取的作物面积的总量与 SAR 影像分类结果中相应区域内不同作物类型的面积统计结果进行对比,从而进行精度评价。其计算公式如下^[94]:

$$K_r = 1 - \frac{|A_2 - A_1|}{A_1} \times 100\% \quad (5-5)$$

其中, K_r 为所有样方内作物面积总量精度,它是将样方内提取棉花、玉米和果园面积结果的总量与遥感影像解译提取的作物面积结果的总量进行比较,获取样方内作物面积总量提取精度。 A_1 为野外实测样方数据提取的不同作物总面积, A_2 为 SAR 影像数据中提取的作物种植面积。

从表 5-3 可看出,棉花的样方总面积为 1147.85 hm²,通过对多时相 Sigma 影像进行随机森林分类得到棉花总面积为 1058.03 hm²,利用公式(5-5)计算出的棉花种植面积精度达到了 92.7%。利用同样的方法对玉米和果园的种植面积进行精度验证,分别为 55.79%和 72.59%。

表 5-6 棉花种植面积精度验证

Tab.5-6 Accuracy verification of cotton planting area

编号	棉花样方面积	棉花分类面积	精度 (%)	编号	非棉花样方面积	非棉花分类面积	精度 (%)
1	43.37	43.58	99.53	21	1.40	1.39	98.76
2	102.52	104.98	97.60	22	1.74	1.77	98.35
3	37.12	35.69	96.14	23	2.19	2.26	96.97
4	34.69	33.2	95.69	24	1.24	0.88	95.40
5	31.38	32.88	95.23	25	2.08	1.98	95.14
6	8.44	8.87	94.90	26	32.2	33.82	94.98
7	54.79	51.59	94.15	27	31.13	33.02	93.95
8	8.24	7.51	91.20	28	24.27	21.51	88.62
9	106.06	116.13	90.51	29	16.46	14.44	87.75
10	117.49	129.85	89.48	30	1.71	1.43	83.84
11	131.91	114.47	86.78	31	36.74	29.42	80.08
12	28.15	24.25	86.13	32	72.66	52.31	72.00
13	36.63	31.53	86.08	33	1.18	0.85	71.94
14	105.81	90.8	85.81	34	4.28	5.6	69.09
15	94.85	80.1	84.44	35	21.44	13.7	63.89
16	26.81	21.82	81.40	36	47.88	30.51	63.72
17	18.27	11.8	64.60	37	47.44	26.79	56.47
18	38.16	17.76	46.54	38	3.69	5.42	53.42
19	18.51	8.59	46.40	39	30.36	7.85	25.87
20	28.68	12.81	44.67	40	6.67	1.19	17.86
样方总面积 (hm ²)	1147. 85	分类总面积 (hm ²)	1058. 03	样方总面积 (hm ²)	434.81	分类总面积 (hm ²)	334. 89
总精度: 92.17%				总精度: 73.64%			

5.4 本章小结

本章中根据第4章所得出的特征选取及筛选结果, 利用人工神经网络、支持

向量机和随机森林分类方法中 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日三个时相的遥感影像数据分别进行分类,对单时相条件下的特征组合 (V+T+E+R+P) 数据分类结果进行对比和评价,可看出单时相数据在作物识别研究中很难达到理想的效果。因此,对 6 月 16 日、8 月 27 日和 9 月 2 日三个时相的 V+T +P+R+E 特征影像数据进波段组合后再分类,分类精度分别达到 77.85%、84.36%和 88.97%。经对比后,对分类效果最好的随机森林分类结果进行作物种植面积提取,棉花种植面积为 228842 hm^2 ,玉米种植面积为 45183 hm^2 ,果园的种植面积为 71665 hm^2 。对作物识别精度进行验证后棉花种植面积精度达到了 92.7%,玉米和果园的种植面积精度为 55.79%和 72.59%。

第6章 结论与展望

6.1 结论

本研究以 Sentinel-1、Sentinel-2 为数据源,选取渭—库绿洲进行不同作物的识别以及种植面积提取研究。通过分析不同极化和不同时相的典型地物类型,对其后向散射特性的变化进行了时间序列分析。利用 J-M 距离获取适用于本研究的最佳时相组合。基于 SAR 影像以及光学影像获取了最佳时相的后向散射特征、极化组合特征、纹理特征、植被指数以及红边指数等特征向量,对其进行特征向量的组合。基于特征重要性分析以及可分离性获取了最佳特征向量组合。利用人工神经网络、SVM 和随机森林分类方法进行棉花、玉米、果树的识别和种植面积提取,通过对多时相条件下不同特征组合方式的遥感影像分类精度进行对比分析,得出如下结论:

(1) 棉花的后向散射系数在 6 月现蕾期和 7 月开花期有明显的上升,8 月份达到最高值,变化特征最明显,易与其他作物区分。玉米和果树的后向散射系数在 9 月份与其他地物之间表现出了显著差异。通过多时相 SAR 影像能够有效得到农作物在关键生长期的作物长势情况,能够作为光学空缺数据的有力补充。同时,文中提出的旱地作物最佳识别时相的选择方法可以推广到我国西北地区,为基于 SAR 数据的旱地作物识别研究提供应用参考。

(2) 研究中利用 6、8、9 月份的 Sentinel-1SAR 数据和 Sentinel-2 光学数据提取了后向散射特征(V)、极化组合特征(P)、纹理特征(T)、植被指数(R)以及红边指数(E),并且进行特征向量的组合,丰富了其特征信息,使光学与 SAR 数据达到了互补的效果。通过特征重要性分析以及 J-M 距离可分离性评价,筛选出 V+T+E+R+P 特征向量组合方式为最佳方式。在减少数据冗余的同时,提高了分类精度。

(3) 通过对本研究中利用的 3 种分类结果进行对比分析可以得出,随机森林的分类精度最高,总精度达到 88.97%,相对于支持向量机和人工神经网络分类分别提高了约 4.6 个百分点和 11 个百分点。其中,玉米、果园和棉花的精度分别达到了 55.79%、72.59%和 92.17%。表明随机森林分类方法更适用于基于时间序列 SAR 数据的干旱区农作物的分类和种植面积提取。

6.2 研究特色

(1) 本文提出的基于多时相、双极化 SAR 数据的作物识别及种植面积提取研究,首次在渭-库绿洲研究区利用多时相 SAR 数据根据不同生长周期进行农作物的识别工作,为解决农作物生长关键期没有足够的光学遥感数据进行植被监测提供了思路。

(2) 本研究中提出的基于 Sentinel-1 影像的典型地物后向散射系数特性时序分析,通过对不同地物的散射系数的峰值随时间尺度发生的变化,得到了不同作物在生长期间特征变化比较明显的时期,以及作物与其他地物之间存在的差异,为西北地区旱地作物的识别提供了一定的参考。

(3) 以往的 SAR 分类研究大多使用的分类特征有限,本研究提出的基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据的特征提取以及筛选,成为了丰富遥感资料的重要技术手段,使雷达遥感数据和光学遥感数据互为补充。获得最佳特征向量组合,减少数据冗余的同时提高各类农作物的识别精度。

6.3 不足与展望

近年来,时序光学影像在农作物的信息提取中也得到了广泛应用,如通过构建 NDVI、EVI 时序曲线结合不同作物在各个时间段的特征,较好的提取了水稻、小麦、玉米等作物类型的分布信息,精度较高^[95-97]。本文利用欧空局提供的多时相双极化 Sentinel-1 数据通过三种不同分类方法对研究区进行不同农作物的分类识别和面积提取,最终玉米、果园和棉花的精度分别达到了 55.79%、72.59%和 92.17%。棉花在研究区大范围分布,且成片状,因此得到了较好的分类效果。但 SAR 在像玉米和果园种植模式较复杂的区域存在明显不足,作物识别精度还有待提高。此外, SAR 数据的分辨率并不高,因此在实际应用中,精度达到 90%以上具有应用价值。尽管存在以上缺陷, SAR 仍以全天候全天时对地观测、采用侧视成像穿透植被、充分反映植被的结构特征等优势能够克服光学遥感所存在的易受云雨天气影响、反映植被冠层信息而无法穿透植被、难以充分获取植被垂直方向上的信息等不足,使它在农业遥感领域中发挥作用^[98-99]。

文对研究区进行了充分的野外调查,并且对不同作物的后向散射系数进行时间序列分析,得到了其变化规律。通过计算 J-M 距离,针对不同作物的分离度进行了定量分析。在此基础上,将 6 景时序影像进行组合,对作物进行识别及面积提取研究。以上研究工作弥补了一些学者^[100-101]在利用 SAR 后向散射系数进行的研

究中用定性的方法来分析地物的后向散射特征、特征优选及分类等缺陷,从而克服以往定性研究中存在的不确定性。

本文中利用的人工神经网络、SVM 和随机森林三种监督分类方法中,随机森林的分类效果最好。用随机森林算法进行分类时,输入了多时相、多极化以及后向散射系数等多种不同尺度不同类型的参数。针对上述的多种资料,随机森林的分类效果达到的较高的准确度,它可以在决定不同作物的类别时,评估变量的重要性,从而达到了较理想的效果,为利用多时相多极化 SAR 获取作物种植信息方面的研究提供了一定的参考。随机森林算法与 Ianninia L^[102]、Tian X^[103]等学者用过的最大似然分类和最小距离分类方相比存在明显的差异,各分类器都存在各自的优越性以及局限性。因此分类方法的选择需要根据研究区内作物种植结构、复杂程度、应用需求、结合不同数据进行综合考虑和调整。

该文选取的研究区中农作物种植模式相对简单,尤其棉花在渭干河—库车河流域的中下游广泛分布,因此分类识别的效果也比较理想。但本研究中选用的 SAR 数据是 C 波段 SAR 影像,且极化方式仅包括 VV 和 VH 两种方式。虽然 C 波段具有一定的穿透性,但对果树生物量的敏感性不及 P、L 波段^[104],这也是玉米、果园的分类效果存在不足的原因之一。在往后的研究中尝试结合多波段、全极化的 SAR 数据,针对复杂种植模式下的旱地作物寻求更加准确的识别方法。

参考文献

- [1] 杨邦杰. 基于卫星遥感的农情监测系统[C]. "科学技术面向新世纪"学术年会. 1998
- [2] 陈仲新,任建强, 唐华俊,等.农业遥感研究应用进展与展望[J].遥感学报, 2016, 20 (5) : 748-767.
- [3] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 多源遥感数据融合的农作物分类[J]. 农业机械学报, 2018 (4) .
- [4] 陈水森, 柳钦火, 陈良富, 等.粮食作物播种面积遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2005, 21 (6) : 166-171.
- [5] Blaes X, Vanhalle L, Defourny P. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96 (3) : 352-365.
- [6] Reynolds C A, Yitayew M, Slack D C, et al. Estimating crop yields and production by integrating the FAO Crop Specific Water Balance model with real-time satellite data and ground-based ancillary data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21 (18) :3487-3508.
- [7] 王迪, 周清波, 刘佳. 作物面积空间抽样研究进展[J]. 中国农业资源与区划, 2012, 33 (2) :9-14.
- [8] 周涛, 潘剑君, 韩涛, 等.基于多时相合成孔径雷达与光学影像的冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33 (10) :215-221.
- [9] 王迪, 周清波, 陈仲新, 等.基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展[J]. 农业工程学报, 2014, 30 (16) : 203-212.
- [10] 陈劲松, 杨立民, 林琿,等. 多极化 ASAR 数据在水稻生长状况监测中的应用[C]. 全国遥感技术学术交流会. 2005.
- [11] Liu C, Shang J, Vachon P W, et al. Multiyear Crop Monitoring Using Polarimetric RADARSAT-2 Data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51 (4) : 2227-2240.
- [12] 邵芸, 郭华东, 范湘涛, 等. 水稻时域散射特征分析及其应用研究[J]. 遥感学报, 2001, 5 (5) : 340-345.
- [13] Le Toan T, Laur H, Mougin E, et al. Multitemporal and dual-polarization observations of agricultural vegetation covers by X-band SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1989, 27 (6) : 709-718.
- [14] 田明璐. 西北地区冬小麦生长状况高光谱遥感监测研究[D]. 陕西杨凌: 西北农林科技大学, 2017.
- [15] 朱琳. 基于 Sentinel 多源遥感数据的作物分类及种植面积提取研究[D]. 陕西杨凌: 西北农林科技大学 2018.

- [16] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2015, 46 (2) : 247-260.
- [17] 胡琼, 吴文斌, 宋茜, 等. 农作物种植结构遥感提取研究进展[J]. 中国农业科学, 2015, 48 (10) : 1900-1914.
- [18] Moran M S, Inoue Y, Barnes E M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management [J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 61 (3) : 319-346.
- [19] Rao P P N, Rao V R. Rice crop identification and area estimation using remotely-sensed data from Indian cropping patterns [J]. International Journal of Remote Sensing, 1987, 8 (4) : 639-650.
- [20] 肖乾广. 用 NOAA 气象卫星 AVHRR 的定量资料计算冬小麦种植面积的两种方法[J]. 遥感学报, 1989 (3) : 191-196.
- [21] 肖乾广, 周嗣松, 陈维英, 等. 用气象卫星数据对冬小麦进行估产的试验[J]. 遥感学报, 1986 (4) : 22-31.
- [22] 李郁竹. 冬小麦气象卫星遥感动态监测与估产[M]. 北京: 气象出版社, 1993.
- [23] 徐希孺. 混合像元的因子分析方法及其在大范围冬小麦播种面积估算中的应用探讨[J]. 科学通报, 1989, 34 (12) : 946-949.
- [24] 吴文斌, 杨桂霞. 用 NOAA 图像监测冬小麦长势的方法研究[J]. 中国农业资源与区划, 2001, 22 (2) : 58-62.
- [25] 江东, 王乃斌, 杨小唤, 等. NDVI 曲线与农作物长势的时序互动规律[J]. 生态学报, 2001, 22 (2) : 247-253.
- [26] 邹金秋, 陈佑启, Uchida S, 等. 利用 Terra/MODIS 数据提取冬小麦面积及精度分析[J]. 农业工程学报, 2007, 23 (11) .
- [27] 张微微. 基于多时相 CBRES CCD 图像的水稻种植面积监测[D]. 重庆: 西南大学, 2008.
- [28] 武永利, 赵永强, 靳宁. 单时相 MERSI 数据在冬小麦种植面积监测中的应用[J]. 中国农学通报, 2011, 27 (14) : 127-131.
- [29] 陈树辉, 李杨, 曾凡君, 等. 基于环境星的混合像元分解水稻面积提取[J]. 安徽农业科学, 2011, 39 (10) : 6104-6106.
- [30] 潘耀忠, 李乐, 张锦水, 等. 基于典型物候特征的 MODIS-EVI 时间序列数据农作物种植面积提取方法—小区域冬小麦实验研究[J]. 遥感学报, 2011, 15 (3) .
- [31] 张庆君, 韩晓磊, 刘杰. 星载合成孔径雷达遥感技术进展及发展趋势[J]. 航天器工程, 2017, 26 (6) : 1-8.
- [32] 东朝霞. 基于全极化 SAR 数据的旱地作物识别与生物学参数反演研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2016.

- [33] Toan T L , Laur H . Multitemporal And Dual Polarisation Observations Of Agricultural Crops By X-band SAR Images[C]// International Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE, 1988.
- [34] Asehbach J, Pongsrihadal C A, Kamehanasuthan S, et al. Assessment of ERS-1 data for rice crop mapping and monitoring[C]// Firenze, Italy: International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995, 3: 2183-2185.
- [35] Turner M D, Congalton R G. Classification of multi-temporal SPOT-XS satellite data for mapping rice fields on a West African floodplain [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19 (1) :21-41.
- [36] Skriver H , Svendsen M T , Nielsen F , et al. Crop classification by polarimetric SAR[C]// IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE, 1999.
- [37] Del Frate F, Schiavon G, Solimini D, et al. Crop classification using multiconfiguration c-band sar data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41 (7) : 1611-1619.
- [38] Stankiewicz, K. A. The efficiency of crop recognition on ENVISAT ASAR images in two growing seasons [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44 (4) :806-814.
- [39] Soria-Ruiz J, Fernandez-Ordonez Y, Woodhouse I H. Land-cover classification using radar and optical images: A case study in Central Mexico [J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31 (12) :3291-3305.
- [40] McNairn H, Kross A, Lapen D, et al. Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and RADARSAT-2 [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 28:252-259.
- [41] Loosvelt L, Peters J, Skriver H, et al. Impact of reducing polarimetric SAR input on the uncertainty of crop classifications based on the random forests algorithm [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2012, 50: 4185–4200.
- [42] Villa P, Stroppiana D, Fontanelli G, et al. In-season mapping of crop type with optical and X-band SAR data: a classification tree approach using synoptic seasonal features [J]. Remote Sensing, 2015, 7: 12859–12886.
- [43] 申双和, 杨沈斌, 李秉柏, 等. 基于 ENVISAT ASAR 数据的水稻时域后向散射特征分析 [J]. 农业工程学报, 2009, 25 (13) :130-136.
- [44] 东朝霞, 王迪, 周清波, 等. 基于 SAR 遥感的北方旱地秋收作物识别研究[J]. 中国农业资源与区划, 2016, 37 (8) : 27-36.

- [45] Zhou Y N, Luo J C, Feng L, et al. Long-short-term-memory-based crop classification using high-resolution optical images and multi-temporal SAR data [J]. *GISci Remote Sensing*, 2019, 56: 1170–1191.
- [46] 李俐, 孔庆玲, 王鹏新, 等. 基于时间序列 Sentinel-1A 数据的玉米种植面积监测研究[J]. *资源科学*, 2018, 40: 1608–1621.
- [47] Jia K, Li Q A, Tian Y C, et al. Crop classification using multi-configuration SAR data in the North China plain [J]. *Int J Remote Sensing*, 2012, 33: 170–183.
- [48] 郭交, 尉鹏亮, 周正舒, 等. 基于时变特征的多时相 PolSAR 农作物分类方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48 (12) : 174–182.
- [49] 茹皮亚·西拉尔, 杨辽. 新疆棉花物候时空变化遥感监测及气温影响分析[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33 (5) : 151–159.
- [50] 曹卫彬, 胡斌, 刘姣娣, 等. 新疆棉花遥感监测区划的研究[C]. 中国农业工程学会学术年会. 2007.
- [51] 肖登攀, 齐永青, 王仁德, 等. 1981-2009 年新疆小麦和玉米物候期与气候条件变化研究[J]. *干旱地区农业研究*, 2015 (6) .
- [52] 陈虹, 朱小虎, 黄学芹, 等. 不同早实核桃品种物候期观察与低温抗性评价[J]. *新疆农业大学学报*, 2010 (06) :15-19.
- [53] 牛真真, 李建贵, 杜研, 等. 阿克苏地区骏枣物候观察及落花规律[J]. *西北农业学报*, 2013 (09) :125-128.
- [54] 杨松岩. 高频波段雷达目标特征提取与识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015
- [55] 刘拥军. 合成孔径雷达目标识别与仿真研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
- [56] 李卫斌. SAR 图像处理的若干关键技术[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2004.
- [57] 朱良, 郭巍, 禹卫东. 合成孔径雷达卫星发展历程及趋势分析[J]. *现代雷达*, 2009 (04) :9-14.
- [58] 史记. 雷达成像旁瓣抑制技术[D]. 南京: 南京理工大学, 2006.
- [59] 马志泉. 基于 D-InSAR 提取汶川地震的地表形变研究[D]. 四川: 西南科技大学, 2012.
- [60] 蒋金豹, 张玲, 崔希民, 等. 基于 L 波段的裸土区土壤水分微波遥感反演研究[J]. *土壤*, 2014, 046 (002) : 361-365.
- [61] 化国强. 基于全极化 SAR 数据玉米长势监测及制图研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2011.
- [62] 胡波, 汪汉胜. DInSAR 技术对地震同震形变场的研究[J]. *测绘工程*, 2010 (01) : 14-17.
- [63] 郭华东. 雷达对地观测理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [64] 张淑溢. 雷达散射截面计量技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.

- [65] Freeman A J, Villaseñor J D, Klein P Hooggeboom, et al. One the Use of Multi-frequency and polarimetric radar backscatter feature for classification of agriculture crops [J]. Remote sensing, 15: 1799-1812.
- [66] 依力亚斯江·努尔麦麦提. 雷达与 TM 图像融合及分类的土壤盐渍化信息遥感监测研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2008.
- [67] 买买提·沙吾提. 微波遥感数据在盐渍地信息提取中的应用研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2008.
- [68] 董庆, 郭华东. 合成孔径雷达海洋遥感[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [69] 万紫, 邵芸, 谢酬, 等. 基于 RADARSAT-2 数据的 SAR 图像双视向几何校正方法研究[J]. 红外与毫米波学报, 2011 (2): 167-172.
- [70] 王秀霞, 赵巍, 王伟丽. 复杂地形地区机载 SAR 正射影像的制作与探讨[J]. 测绘标准化, 2012 (04): 49-50.
- [71] 王兴旺. 合成孔径雷达干涉图相位滤波方法的研究[D]. 长沙: 中南大学.
- [72] 张王菲, 徐天蜀, 姬永杰. 地形对森林参数 SAR 反演的影响研究[J]. 江苏农业科学, 2011 (06): 565-568.
- [73] 王晋年, 顾行发, 明涛, 等. 遥感卫星数据产品分类分级规则研究[J]. 遥感学报, 2013, 017 (003): 566-577.
- [74] 袁礼海, 葛家龙, 江凯, 等. SAR 辐射定标精度设计与分析[J]. 雷达科学与技术, 2009, 07 (1): 35-39.
- [75] 袁孝康. 星载合成孔径雷达导论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
- [76] 杜伟娜, 徐爱功, 宋耀鑫, 等. 新型 SAR 传感器一级地距产品绝对辐射定标方法[J]. 国土资源遥感, 2016, 28 (4): 30-34.
- [77] 陈东, 李飏, 王伟华, 等. SAR 图像斑点噪声消除算法的研究[J]. 红外与激光工程, 2000, 29 (4): 9-12.
- [78] 合成孔径雷达图像统计滤波降噪方法[J]. 武汉大学学报: 理学版, 2002 (01): 98-102.
- [79] Fukuda S, Hirosawa H. Suppression of speckle in synthetic aperture radar images using wavelet[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19 (3): 507-519.
- [80] 宿富林, 吴江, 马国强. 相干斑噪声背景下的 SAR 图像分类方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2002, (4): 33-36.
- [81] 宋海平, 卢战伟, 赵松. Boxcar 滤波器和极化 Refined Lee 滤波器对极化 SAR 分类精度影响的评估[J]. 影像技术 2011 (5): 39-44, 13.
- [82] 郭交, 尉鹏亮, 周正舒, 等. 基于时变特征的多时相 PolSAR 农作物分类方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48 (12): 174-182.

- [83] 化国强. 基于全极化 SAR 数据玉米长势监测及制图研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2011.
- [84] 高程程, 惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取[J]. 计算机系统应用, 2010, 019(006): 195-198.
- [85] 刘明, 冯锐, 纪瑞鹏, 等. 基于 MODIS-NDVI 的春玉米叶面积指数和地上生物量估算[J]. 中国农学通报, 2015, 031 (006) : 80-87.
- [86] 张磊, 宫兆宁, 王启为, 等. Sentinel-2 影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报, 2018, 23 (2) .
- [87] Breiman L. Random Forests [J]. Machine Learning, 2001, 45 (1) : 5-32.
- [88] Vapnik, V.N. (1998) Statistical Learning Theory [M]. John Wiley, New York.1998.
- [89] Chapelle O, Haffner P, Vapnik V N. Support vector machines for histogram-based image classification [J]. IEEE Trans Neural Netw, 1999, 10: 1055-1064.
- [90] Serpico S B. Support vector machines for remote sensing image classification [J]. Proc Spie, 2001: 160-166.
- [91] W. S. McCulloch, W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The Bulletin of Mathematical Biophysics [J]. 1943, 5: 115–133, 1943.
- [92] Kumar P , Prasad R , Mishra V N , et al. Artificial neural network for crop classification using C-band RISAT-1 satellite datasets[J]. Russian Agricultural Sciences, 2016, 42 (3-4) : 281-284.
- [93] 张维宸, 刘建芬. 人工神经网络分类及其在遥感调查中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2002, 13 (4) :96-98.
- [94] 王凯, 赵军, 朱国锋,等. 基于 GF-1 遥感数据决策树与混合像元分解模型的冬小麦种植面积早期估算. 遥感技术与应用, 2018, 33 (1) : 158-167.
- [95] 郝卫平, 梅旭荣, 蔡学良,等. 基于多时相遥感影像的东北三省作物分布信息提取[J]. 农业工程学报, 2011, 27 (1) : 201-207.
- [96] Mingwei Z , Qingbo Z , Zhongxin C , et al. Crop discrimination in Northern China with double cropping systems using Fourier analysis of time-series MODIS data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2008, 10 (4) :0-485.
- [97] Muhammad S , Zhan Y , Niu Z , et al. Analyzing the Sensitivity of Crops Classification Accuracy Based on MODIS EVI Time Series and History Ground Reference Data[J]. Canadian Journal of Remote Sensing.
- [98] 李震, 廖静娟. 合成孔径雷达地表参数反演模型与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [99] 黎夏, 叶嘉安, 王树功, 等. 红树林湿地植被生物量的雷达遥感估算[J]. 遥感学报, 2006, 10 (3) :387-396.

- [100] 王安琪, 周德民, 宫辉力. 基于雷达后向散射特性进行湿地植被识别与分类的方法研究[J]. 遥感信息, 2012 (2) : 15-19.
- [101] 丁娅萍, 陈仲新. 基于最小距离法的 RADARSAT-2 遥感数据旱地作物识别[J]. 中国农业资源与区划, 2014 (6) : 79-84.
- [102] Ianninia L , Molijn R A , Hanssen R F , et al. SPIE Proceedings [SPIE SPIE Remote Sensing - Dresden, Germany (Monday 23 September 2013)] Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XV - Integration of multispectral and C-band SAR data for crop classification[J]. Proc Spie, 2013, 8887:88871D.
- [103] Tian X, Chen E, Li Z, et al. Comparison of crop classification capabilities of spaceborne multi-parameter SAR data[C]// IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, IGARSS 2010, July 25-30, 2010, Honolulu, Hawaii, USA, Proceedings. IEEE, 2010.
- [104] 陈尔学. 合成孔径雷达森林生物量估测研究进展[J]. 世界林业研究, 1999, 12 (6) .

致谢

时光荏苒，转瞬即逝，转眼间三年的研究生学习生活就要结束。回首从大一到大三的七年岁月，在新疆大学的七年承载了我最美好的时光、希冀与梦想。新疆大学以优良的学习风气、严谨的科研氛围、雄厚的师资力量培育了我、成就了我。期间，有成功的喜悦，也有失败的落寞，但在这成败之间，学会宠辱不惊，得失之间，亦能坦然。如今毕业之际，心中甚感留恋和感激，我谨向所有帮助过我的人表示最诚挚的感谢和祝福。

三年的求学时光如白驹过隙，期间一路过关斩将，着实不易。在各位老师的指导和引领下，让我对地理这门学科有了新的领悟。在此诚挚的感谢新疆大学资源与环境科学学院的丁建丽老师、吕光辉老师、郑江华老师、张飞老师、刘素红老师、张永福老师、高敏华老师、徐仲林老师、刘永强老师、依力亚斯江·努尔麦麦提老师、阿不都克依木·阿布力孜老师、马勇刚老师、夏楠老师，感谢在百忙之中抽身给予指点及莫大的帮助，激励我不断探索。感谢研究生班主任艾力江老师，科研秘书茹克亚老师和苏热亚老师，在读研过程中的指导和帮助。

本论文在买买提·沙吾提老师的悉心指导下完成的。本文从选定题目、提纲拟定、资料收集、论文修改到最终定稿，每一步都是在导师的指导下完成的，倾注了导师大量的心血。在生活上导师给予我诸多关照和鼓励，三年来对我学习和研究的悉心指导和谆谆教诲令我终身受益。在此，特向我的导师买买提·沙吾提副教授表示深切的感谢与真挚的祝福。

感谢实验室的马依拉·热合曼师姐、依克丽曼·阿布都米提师姐、阿布都沙拉木·吐鲁甫师兄在我读研期间的指导。感谢同窗依尔夏提·阿不来提、阿依谢姆·米吉提和马春玥在这三年里的陪伴，为我的论文数据获取提供帮助及技术支持。感谢段素素、崔博超、范宏、罗庆辉、徐泽源、王杰、胡占森、郝靖宇、迪丽达尔·艾再提约麦尔、阿依尼格尔·亚力坤等同窗好友七年来在学习和生活中给予帮助和关怀、鼓励和支持，陪我度过了永不忘怀的时光，与你们相识，倍感荣幸。愿我们拔剑归鞘之后依旧以梦为马，仗剑天涯！

最后，感谢父母和兄长在我求学路上给予的支持和理解，使我顺利完成学业。七年的在外求学之路，寄托着父母对我的殷切期望。希望在未来的生活中，能用更好的成绩回报父母的养育之恩。

学位论文独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是本人在导师指导下独立完成的研究成果。文中依法引用他人的成果，均已做出明确标注或得到许可。论文内容未包含法律意义上已属于他人的任何形式的研究成果，也不包含本人已用于其他学位申请的论文或成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中做了明确的说明并表示谢意。

本人如违反上述声明，愿意承担由此引发的一切责任和后果。

论文作者签名：古丽斯尔·依沙克

日期：2020年5月27日

学位论文知识产权权属声明

本人的学位论文是在学期间在导师的指导下完成的，知识产权归属学校。学校享有以任何形式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为新疆大学。

本学位论文属于：

保密 ☐，在 年解密后适用于本声明。

不保密 ☐。

（请在以上方框内打√）

论文作者签名：古丽斯尔·依沙克

日期：2020年5月27日

导师签名：买买提沙吾提

日期：2020年5月27日

个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果

个人简历

姓名：古丽努尔·依沙克

出生年月：1995.01

教育经历：

2013.09-2017.06： 新疆大学攻读学士学位

专业：地理信息科学

2017.09-2020.06： 新疆大学攻读硕士学位

专业：地理学

论文成果：

1. 古丽努尔·依沙克, 依力亚斯江·努尔买买提, 段素素. 基于全极化 Radarsat-2 数据的干旱区典型绿洲盐渍化信息提取[J]. 中国农村水利水电, 2018, 000 (012):13-19;
2. 古丽努尔·依沙克, 买买提·沙吾提, 马春玥. 基于多时相双极化 SAR 数据的作物种植面积提取, 作物学报, 2020, (录用)。