

分类号: S127
密 级: 公开

学校代码: 10757
学 号: 10757202339

塔里木大学

TARIM UNIVERSITY

农业硕士专业学位论文

基于哨兵二号卫星影像的冬小麦叶绿素反演研究
Study on winter wheat chlorophyll retrieval based on Sentinel-2
image

研 究 生 姓 名: 吴保升
指 导 教 师: 李 旭 教授
申 请 学 位 门 类 级 别: 农业硕士
专 业 名 称: 农业工程与信息技术
研 究 方 向: 农业信息化
所 在 学 院: 信息工程学院

新疆·阿拉尔
二〇二二年六月

基于哨兵二号卫星影像的冬小麦叶绿素反演研究

摘要

以实验区四个不同生育时期的冬小麦作为主要研究重点,利用田间调查和科学分析,对冬小麦的高光谱数据、哨兵二号卫星影像数据及其中叶绿素浓度(SPAD)进行采集和获取,并经过统计与数理统计的分析对比,建立了冬小麦叶绿素浓度(SPAD)的最佳预测模式,并利用哨兵二号影像资料对冬小麦的拔节期及冠层叶绿素浓度(SPAD)进行了空间反演和精度检验。为冬小麦长势监控和田间精细化管理提供了理论依据和科技保障。所得到的主要结果包括:

(1) 在各个生育期内,冬小麦叶片叶绿素含量(SPAD)差别明显,并随着生育进程的推移而呈现逐渐增大的趋势;冬小麦冠层叶绿素浓度(SPAD)值随着生育进程的推移,呈现前提高后降低的趋势。表明所有叶片的SPAD值都高于冠层的SPAD值。

(2) 在冬小麦在冠层尺寸下建模与验证结果,最佳的模式依次为根据OSAVI所建立的二项式建模、根据PRI建立的二项式建模,以及根据一阶导数光谱特征波段 D_{762} 所建立的二项式建模;叶片下建模拟合和检验结果最佳的模式,依次是根据 $FD_{730/525}$ 建立的二项式建模、根据 VOG_2 建立的二项式建模和根据 $FD_{(730-525)/(730+525)}$ 建立的幂函数模型。而建模精度和检验效果最佳的模型,顺序是采用植被指标、采用三边参数、以及采用特征波段。

(3) 将检测出的准确度较高的高光谱参量当作自变数,运用偏最小二乘回归(PLSR)和支持向量机(SVR)等算法,同时通过多元回归建立的模型在各生育期方面都显示出了良好的拟合度和估计准确度。用PLSR建立的模型准确度高于单因子条件下的模型,用SVR建立的准确度高于用PLSR建立的模型,是用于冬小麦SPAD含量估计的良好模型。

(4) 使用了哨兵二号卫星影像数据并经过一系列的数据处理与运算后,对冬小麦拔节期的冠层中叶绿素浓度(SPAD)进行了空间反演与精度试验的结果,经过检验的效果较为突出的是由GNDVI所建模型,它的建模决定系数 R^2 达到了0.712, RMSE为2.278, RE为4.51%;验证 R^2 为0.715, RMSE为2.218, RE为4.42%;遥感填图结果同名地物点验证决定系数 R^2 同样达到了0.730, RMSE为2.316, RE为5.9%,所以根据哨兵二号卫星数据结合光谱指数实现对冬小麦SPAD值(即生长状况)的检测存在着很强的可实施性。

关键词: 叶绿素反演; 多元回归; 光谱指数; 遥感填图

Study on winter wheat chlorophyll retrieval based on Sentinel-2 image

Abstract

Taking winter wheat in four different growth stages in the experimental area as the main research focus, the hyperspectral data, Sentinel-2 satellite image data and chlorophyll concentration (SPAD) of winter wheat were collected and obtained by using field investigation and scientific analysis, and the statistical analysis was carried out. Compared with the analysis of mathematical statistics, the best prediction model of chlorophyll concentration (SPAD) of winter wheat was established, and the spatial inversion and accuracy test of the jointing stage and canopy chlorophyll concentration (SPAD) of winter wheat were carried out using the image data of Sentinel-2. It provides the observer for the winter and the management of the field analysis and technical guarantee. The main results obtained include:

(1) In each growth period, the chlorophyll content (SPAD) of winter wheat leaves was significantly different, and showed a gradually increasing trend with the growth process; It showed a trend of increasing before and then decreasing. But there is no doubt that the SPAD value of all leaves is higher than that of the canopy.

(2) Modeling and verifying the results of winter wheat under canopy size, the best model is the binomial modeling established according to OSAVI, and the binomial modeling established according to PRI modeling, and the binomial modeling based on the first derivative spectral characteristic band D762; the model with the best model fitting and test results under the leaves is the binomial modeling based on FD730/525, followed by The binomial modeling established by VOG2 and the power function model established according to $FD(730-525)/(730+525)$. The model with the best modeling accuracy and test effect is in the order of using vegetation index, using trilateral parameters, and using characteristic bands.

(3) Taking the detected hyperspectral parameters with high accuracy as independent variables, using algorithms such as partial least squares regression (PLSR) and support vector machine (SVR), and at the same time, the model established by multiple regression is used in each reproductive period. All aspects show good fit and estimation accuracy. The accuracy of the model established by PLSR was higher than that of the model under the single factor condition, and the accuracy of the model established by SVR was higher than that of the model established by PLSR, which was a good model for the estimation of SPAD content in winter wheat.

(4) After using the Sentinel-2 satellite image data and after a series of data processing and operations, the results of spatial inversion and precision test of the canopy chlorophyll concentration (SPAD) of winter wheat at the jointing stage were carried out. The most prominent is the model built by GNDVI. Its modeling determination coefficient R^2 reaches 0.712, RMSE is 2.278, and RE is 4.51%; the verification R^2 is 0.715, RMSE is 2.218, and RE is 4.42%; the remote sensing mapping results have the same name. The determination coefficient R^2 of the physical point verification also reached 0.730, the RMSE was 2.316, and the RE was 5.9%. Therefore, according to the Sentinel-2 satellite data combined with the spectral index, the detection of the SPAD value (that is, the growth status) of winter wheat has a strong feasibility.

Key words: chlorophyll inversion; Multiple regression; Spectral index; Remote sensing mapping

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 高光谱遥感研究进展.....	2
1.2.1 高光谱遥感的发展.....	2
1.2.2 高光谱遥感基本特征.....	3
1.3 高光谱遥感叶绿素估算探究.....	3
1.4 卫星影像遥感反演探究.....	4
1.5 研究内容.....	5
第 2 章 材料与研究方法	6
2.1 研究区域概况.....	6
2.2 试验设计.....	6
2.3 冬小麦叶绿素含量测定.....	7
2.4 冬小麦光谱数据获取.....	8
2.4.1 地面光谱数据采集.....	8
2.4.2 卫星影像数据获取.....	8
2.5 实测数据解析与处理.....	9
2.5.1 地面光谱仪数据的处理.....	9
2.5.2 光谱特征参数的选择.....	9
2.5.3 卫星影像的预处理.....	9
2.6 建模方法.....	10
2.6.1 普通线性回归.....	11
2.6.2 偏最小二乘回归 (PLSR).....	11
2.6.3 支持向量回归 (SVR).....	11
2.7 验证方法.....	12
2.8 技术路线.....	12

第 3 章 冬小麦叶绿素含量及其高光谱特征	14
3.1 冬小麦 SPAD 值特征分析	14
3.2 不同生育期下的高光谱分析	14
3.2.1 冠层高光谱特征分析	15
3.3.2 叶片高光谱特征分析	16
3.4 SPAD 的高光谱分析	17
3.4.1 SPAD 的冠层高光谱分析	17
3.4.2 SPAD 的叶片高光谱分析	18
3.4 小结	19
第 4 章 冬小麦 SPAD 高光谱参数的普通回归估算	20
4.1 前言	20
4.2 基于特征波段的冬小麦 SPAD 估算	20
4.2.1 原始光谱和一阶导数光谱与 SPAD 相关性分析	20
4.2.2 冬小麦 SPAD 的特征波段估算反演	23
4.3 基于三边参数的冬小麦 SPAD 估算	24
4.3.1 三边参数的相关性分析	24
4.3.2 冬小麦 SPAD 的三边参数估算反演	25
4.4 基于植被指数的冬小麦 SPAD 估算	27
4.4.1 植被指数的相关性分析	27
4.4.2 冬小麦 SPAD 的植被指数估算反演	28
4.5 小结	30
第 5 章 基于多元回归模型的叶绿素含量估算	31
5.1 前言	31
5.2 基于偏最小二乘 (PLSR) 的估算反演	31
5.4 基于支持向量回归 (SVR) SPAD 估算反演	34
5.5 小结	36
第 6 章 基于哨兵二号卫星影像的冬小麦长势监测	38

6.1	前言	38
6.2	数据选取	38
6.3	光谱提取与仿真	38
6.4	光谱指数相关性分析	39
6.5	冬小麦拔节期叶绿素 (SPAD) 估算反演	40
6.6	哨兵二号卫星遥感填图	41
6.7	小结	43
第 7 章	总结	45
7.1	主要结论	45
7.2	创新点	46
7.3	展望	47
	参考文献	48
	致谢	51
	作者简介	52

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

目前小麦是作为世界分布最普遍、栽培类型和面积最巨量的经济作物，尤其在我国更是承担着粮食战备的任务，和水稻一起构成了我国的粮食战备安全。传统以冬小麦为主的粮食种植业也叫做旱作种植业，是中国干旱区地区独特的农业方式，其主要特征在于其整个生长发育周期受天气条件、土壤肥力、人工成本等多方面影响导致产量的不稳定性，同时随着现代农业的发展使得一些传统条件的耕种方式得到改善，比如有机化肥的应用、机械化耕种和节水灌溉等，但是这些远远达不到农作物产量得到质的提高，只能暂时缓解现有矛盾，解决其根本问题的良方就是精准农业，它利用现代科技技术对地区有限的地理环境得到质的提高，例如目前最为高效的卫星遥感技术，同时也是目前提高冬小麦产量的良方，是现代高效精准农业的重点关注的方面。

影响植被生长发育与健康状况的因素有许多,其中叶绿素含量是其中较为关键的一环，因此叶绿素含量可以从根本上证明了绿色植物开展光合作用的能力、自身生理状况以及生长周期，是多方位的反映作物的整体生长形态，其科学有效的测定能够对作物的健康情况、生长阶段和最终产值起到积极有利的推动作用。叶绿素浓度的测定主要有分光光度法、高效液相色谱法和小分子吸附法^[1]。这种方式尽管准确，但由于复杂而往往带有破坏性，况且操作相当不方便，费工费时，不利于大区域不同生育期的快速评测。因此遥感技术作为一种对不管是地形地貌还是绿色植被尤其的农作物都能进行动态的、跨越空间时间的和长期有效的新型技术手段应运而生，通过配合地面高光谱数据实现农作物的叶绿素反演实现了现实的可能性^[2]，这也是本研究应用的重要技术手段，通过叶绿素的估算反演最终为南疆地区乃至整个我国冬小麦的高效生产作业提供一定的参照和科研价值。

目前对于农作物叶绿素含量测量的仪器也是种类繁多，但是针对利用光的反射率和吸收等手段进行的测定是最为准确和高效的，其中表现最为优异是 SPAD-502 叶绿素仪，具备便捷、灵活和快速等优点。通过 SPAD-502 叶绿素仪能够较为精准的在有限的时间

内快速测得叶绿素含量（SPAD）数据来对作物进行相关的科研分析。应用 SPAD-502 叶绿素仪、地面高光谱仪再结合空中卫星高光谱遥感影像对作物进行叶绿素含量反演研究是目前比较创新的一种方式，这对我国目前大力发展的精准农业起到了极高的推动作用，因此在农业科研层面有着很强的可行性。

本研究设计的主要预期目标利用 SPAD-502 叶绿素仪所测叶绿素数据（SPAD）、ASD 光谱仪所检测的高光谱数据和空中哨兵二号卫星遥感的高光谱数据相结合，实现通过不同遥感技术的应用对重点实验地区冬小麦的叶绿素浓度进行反演估计，主要方法为利用建立不同的模型方法来对遥感技术估计模型进行比较，并讨论后总结出在采用不同遥感平台下的中国南疆农业重点研究地区内，冬小麦叶绿素浓度（SPAD）的最佳估算模型。进而达到对南疆区域内冬小麦大地块、不同生长期和不同尺度（叶片和冠层）下叶绿素浓度的精确、快捷预报，并为冬小麦长势监控和田间精细化管理提供理论依据和科技保障的目的。

1.2 高光谱遥感研究进展

1.2.1 高光谱遥感的发展

目前，国际航天成像光谱仪公司正在朝着这个目标开发具有更大阵列、超高空间和超高光谱的分辨率。它将应用在陆地、植被、海洋、环境监测、军用侦察，以及深空监测等方面（张淳民 2018）。航空超光谱传感器，如超光谱成像仪（PHI），位于 Zindashty et al（Zindashty Maddle, 2005）利用加拿大（CASI）航空超高光谱感应器所获取的农田超高光谱成像数据，以监控小麦在缺氮威胁和杂草威胁下的生长与发育。李邵阳教授（2006）运用 TM 的高遥感图像数据分析，研究了土地利用情况与土壤覆盖变化的规律，发现了松嫩平原近十年尺度土壤生态环境变化的主要特点与变化规律，并运用 MODIS 的高光谱数据分析，反演了土壤生态环境因子的各项指标，成功进行了松嫩平原土壤沙漠化的动态监控。Jian 等人使用 sentinel II 广域图像仪（WFI）水质监控数据的传播和空间特性，通过信噪比（SNR）评估对悬浮颗粒物的敏感，哨兵二号卫星作为目前为数不多的高光谱资源卫星，以其数据开放、精准度 10 米级等超高性价比广泛应用在各个领域，并取得了辉煌的成绩。

1.2.2 高光谱遥感基本特征

光谱特性主要反映在运用高光谱遥感技术测定目标性状时的主要依据。植物叶子光谱特性的产生是基于植物叶子中化学组成分子中的化学键,在特定辐射水平的光照下吸收并反射一定波段的射线能量,并由此而形成了不同的光谱反照率,在特征波长处光谱反照率的改变对树叶化学组分的数量变化十分敏感。但由于植被盖度、叶覆盖面、叶肉细胞构成、色素含量、水分含量等生态物理化学成分的差异,作物的反射光谱在不同波段下形成了截然不同的形态特征和特性^[5]。这样,截然不同的粮食作物以及相邻粮食作物在截然不同的物候要求、截然不同的环境、截然不同的管理、截然不同的生长发育成熟期以及不同的繁殖能力条件下,随着植株形状特点、组织构造以及生态物理化学成分的差异,显示出不同的光谱特性。就这样,便可定量分析这些生物物理和化学参数在作物冠层光谱特性间的相互关联,从而形成了基于作物冠层反射光谱特征的作物生物物理和化学参数反演预测模式。

1.3 高光谱遥感叶绿素估算探究

叶绿素浓度也是表现植株生长发育状况的主要指标之一。不管在国内或是海外,利用等高光谱遥感反演对冬小麦叶绿素浓度的研究都已比较完善,对叶绿酸浓度的遥观测可以从叶片表面开始,进而延伸至整个冠层尺寸。Horler 等人认为,红边的位置对于评价叶绿酸含量有着重要性。Blackburn (1998) 指出, PSSR 等窄带光谱指数与冠层尺寸上的色素含量有很强的关联性^[6]。Brage 和 Motensen (2012) 则利用地面光谱仪所测定的冬小麦冠层光谱信号,确立了冬小麦冠层叶绿素密度与 RVI 值的关联。Taneka 等人(2019 年)通过对比在地面和机载超高光谱遥感技术的应用图像中所获取的超高光谱反照率数据,来检验了冬小麦叶片的叶绿素含量,并比较了二个不同比例模型中所使用的植被指数。

在获取响应带信号的技术理论上,利用多元线性回归、BP 神经网络和 RBF 神经网络,以及利用神经网络算法对黄豆叶绿酸含量进行了估计。通过使用 REP 的高光谱指标,构建了 LS-SVR 模式,完成了对小麦作物叶绿酸浓度的精确评价,估计确定系数达到零点七二二。Alsev 等人(2014)先后在灌溉区和干旱区对冬小麦开展了光谱测

量实验, 深层次的分析了冬小麦冠层叶绿素在复杂条件下的敏感波段对应的遥感解决方案, 并构建了二个新的植被指数、FDM 和 SAVI (1082624) 和 FDM 和 SAVI (1082624), 用以评价冬小麦冠层的叶绿素浓度。根据中国通过艰苦奋斗苦心钻研的的资源救灾卫星 HJ-1, 并通过利用比如说随机森林 (RF) 来进行复杂的机器学习来仿真不同条件下的冬小麦叶片各项指数, 特别是对叶绿素 (SPAD) 进行估算反演建模。

近年来, 使用高光谱技术通过遥感估算冬小麦叶绿素浓度的研究成果是全面而广泛的。目前使用的高光谱信息技术涵盖了从叶子和树冠到无人机和太空卫星等的特征波段和高光谱指标。模型方式大体涵盖了普通线性回归、多重渐进返回、偏小二乘式、神经网络、支持向量机、随机森林等数几种重点算法内容^[10]。但是, 光谱参数或估计模式究竟能否应用于不同区域的各种作物上, 还需进行进一步深入研究与证实。

1.4 卫星影像遥感反演探究

从 1980 开始, 我国使用卫星等遥感数据检测粮食作物生长发育与产量。因此, 具备较高时间分辨率的 MODIS 数据在中国作物生长监测方面, 也取得了一定的重要成绩。中高空时间分辨率的 TM 和 SPOT/VGT 技术, 在中国的大规模农用作物遥感监测中也具有良好的运用, 但是由于它的回访周期较长。结果表明, 这种相关性很高。孙婕等 (2014) 通过 SPOT 五号遥感图像, 预测了小麦成熟期时大地上细菌含量与碳氮的积累^[12]。王玉秋等人 (2015) 在参考 Sentinel-2 卫星和 Landsat-8 卫星二幅多光谱遥感图像在逆演中的应用发现, 哨兵二号卫星因为其高空间分辨率, 更能够突出地面植被的特点来进行准确应对各种实际问题。根据近红外带冠层的光谱反射量, 科学家建立了根据光谱指标的全生长期植株叶片含氮率预测模式。江立民等人 (2018) 通过对比了十米分辨率的 Sentinel-2B 卫星图像与二百五十米分辨率 MODIS 图像中的 NDVI 值和复合茎数之间的关系, 确立了遥感图像检测的实际作物生长发育情况和地面测定的实际作物生长发育情况间的定量关联关系, 冬麦子株高和叶绿酸含量、NDVI 的地面检测和 MODIS 图像一般是表征地面冬麦子的综合茎数, 卫星成像分辨率越高, NDVI 值就越能反应实际作物生长发育的状况。杨晨等人 (2020) 基于实测的遥感反射率水面数和总悬浮液含量, 构建了单波段的三个反演模式、一阶微分函数和带比, 并将 Sentinel-2B 型图像的总悬浮液

含量信息，以及准同步监测的二十一个取样点位运用于模型中进行了反演。结果表明，该模式有很大的精度，并能够逐步推至对鄱阳湖中各个时段的悬浮物浓度的反演。

1.5 研究内容

本研究重点使用欧洲航空局的哨兵二号卫星遥感影像，开展了冬小麦叶绿素含量（SPAD）反演研究，目前欧空局已对其哨兵二号卫星影像免费公开，经济上是可行的，研究成果主要应用传统的高光谱技术进行叶绿素含量估算并最终利用卫星遥感技术进行综合验证分析，期望对未来大田农作物相关研究做出参考贡献。

本文主要的研究内容包括：

（1）主要分析了冬小麦各个生长期植物叶绿素浓度（SPAD 值）的变化，特别注重讨论论证了各个生长期和各个阶段冬小麦叶绿素浓度（SPAD 值）之下冠层花和叶的原始光谱、一阶微分光谱和红边特征的改变。

（2）调查各种生长期冬小麦叶绿素浓度（SPAD 值）与冠层和叶子尺度光谱反射量和一阶导数之间的关系；深入研究了各个正常生育时期的冬小麦中叶绿素浓度（SPAD 值）和植被指数之间的关联。首先使用特征波段、相关关系较好的三边参量和植被指数，再经过对模型精度的实证检验，选出了最佳单因子估算模型。

（3）利用线性回归估算中的相关度较高的相关参数进行多元回归估算即建立偏最小二乘（PLSR）和支持向量回归（SVR）估算模型，通过模型精度验证，挑选出最佳估算模型。

（4）研究冬小麦叶绿素含量（SPAD 值）和通过哨兵二号等多光谱数据测算的植被指数间的关联性，选取相关性好的植被指数，构建预测模型并开展遥感填图，以及最后通过地面测点检验地质填图的准确度这一关键步骤。

第 2 章 材料与研究方法

2.1 研究区域概况

研究区域选择位于新疆生产建设兵团阿拉尔市八团（ $40^{\circ} 39'27''\text{N}$ ， $80^{\circ} 55'12''\text{E}$ ），气候为暖温带极端大陆性干旱荒漠气候周围区域大部为荒漠化程度较高的沙地，该区域卫星遥感图像十分明显，对于冬小麦的叶绿素反演研究十分有利。

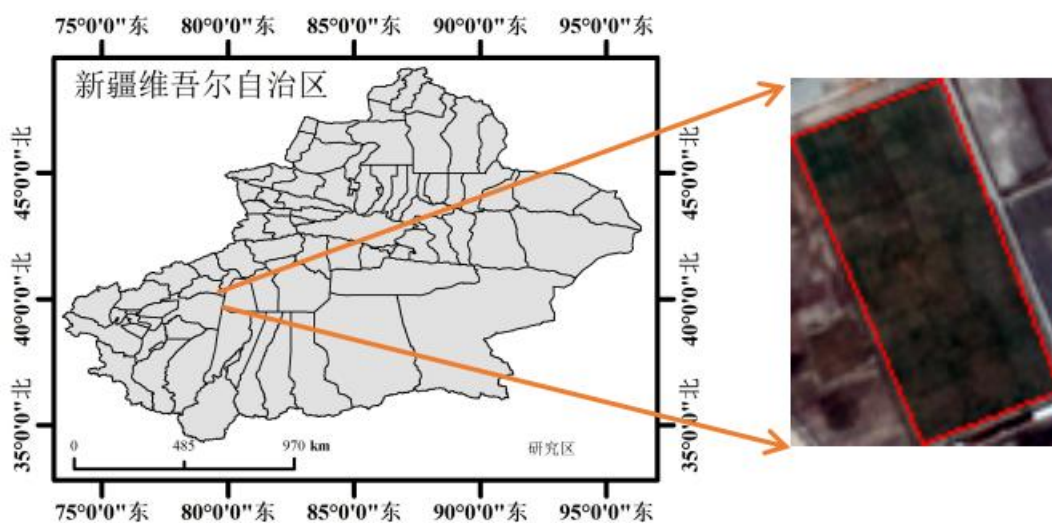


图 2-1 研究区域位置

研究区市所在区域的基本情况：阿拉尔市为新疆维吾尔自治区内唯一的副省直辖市，并是农一师师部驻地，由新疆生产建设兵团代管。第一师阿拉尔市位于我国全疆与阿克苏地区中间，北起天山南部山麓，南起与塔克拉玛干大漠的边境上。它的方位在东经 $80^{\circ}30'$ 到 $81^{\circ}58'$ 中间，北纬 $40^{\circ}22'$ 到 $40^{\circ}57'$ 中间，东西长 281 公里，南北长 180 公里。阿拉尔市占地 6923.4 平方千米，第一师阿拉尔市天气在暖热带为极度的大陆性干旱荒漠气候。

2.2 试验设计

研究区域的冬小麦品种为石东 8 号，在本次数据采集内，严格按照它的四个生育期时间范围内进行，时间依次为：2021 年 3 月 28 日（拔节期）、2021 年 4 月 15 日（抽穗期）、2021 年 4 月 30 日（开花期）与 2021 年 5 月 18 日（灌浆期）共开展了四次的

现场观测和样本收集，并且观测收集数据的地址始终在上述研究地区完成，不能随意更改地点而使数据误差偏大不利于研究的顺利进行。测试区域分为10个单元，单元间距均匀。每单元共设有十个采样点，共100组采样点。监测项目主要包括：叶片和冠层光谱、哨兵二号卫星图像、叶片冠层叶绿素含量、是否存在病害等。在采集期间，先从取样地点周围收集到与十棵小麦冠层上十个片叶位相同的叶子，用保鲜袋封存，然后带到试验室中开展光谱和叶绿素的浓度检测（SPAD）。在四个生长期中观测了各个生长期的共一百组样品数，总计约四百个样品。而在现场观察和取样的阶段中（图2-2为现场实验时的照片），对于卫星数据的观测时间将尽量靠近卫星的过境时间。



图 2-2 研究区域采样

由于实验包括了十个小区，且相互均匀分布，并应保证在阳光最明媚的中午进行冠层光谱测量，所以每天可以同时也在试验区进行田间观察和样品收集。每个生长期检测总共需三天，且卫星发送时间前后相差小于一星期，基本符合了地面和卫星检测的标准规定。

2.3 冬小麦叶绿素含量测定

SPAD-502 植物叶绿素测定仪，主要用来检测作物的叶绿素数值。该仪器完成了对植株叶片表面叶绿素浓度、叶子表面黄酮和花色素苷浓度的精确测量。它体积小、重量轻，适用于手持设备。达到了真实、无损、快捷、精确测量叶绿素的效果目的^[16]。

在叶绿素含量统计过程中，从每个采集点选取了六片颜色正常的小麦叶片，从花茎至叶尖（避开叶脉部分）测定每一个叶子三次。计算平均值后，即可得到叶片的叶绿素

含量,进而即可使用平均六片叶获得样本点的所有叶片叶绿素含量值^[19]。

使用 SPAD-502 叶绿素检测仪计算了冬小麦冠层叶绿素浓度。计算叶绿素浓度时,先在冠层光谱测量的适当部位选取六种生长均匀的小麦,然后在每种小麦的上、中、下三种部位测定 SPAD 值,然后把平均值为样本点的数据值。

2.4 冬小麦光谱数据获取

2.4.1 地面光谱数据采集

使用 ASD-FieldSpec4 手持式高光谱仪,可以选用在无光害少云少雨的气候环境进行测定。最合适的时段是每日 12:00-14:00。选择了生长发育平稳、无病虫害发生的冬小麦,并实现了冠层光谱采集。摄谱仪传感器的最大视野角为约 25°,在与探测器垂直方向上,距冠层的最顶部高度为约零点七五 m。在各个取样点测量了四个光谱曲线后,再取平均值作为对各取样点光谱反射量的观测平均值。在各个采样点测量了四个光谱曲线后,取平均数为各取样点光谱反射率的观测平均值^[20]。同时,还录入样本点的定位信号,以便于在以后的重大遥感反演效果图上实现定位匹配。

叶片光谱于室内进行,冠层光谱检测后,将相同部位的小麦样本拔出后送回室内外开展叶子光谱收集。在检测前先对仪器设备经过二十分钟预热并经过白板校准。每株冬小麦选用了不同叶位的六到十片叶作为检测,在检测时,对叶的中心经过五条光谱,最后取平均值为该叶的最终光谱。

2.4.2 卫星影像数据获取

地面试验期间,获得了哨兵 2 号卫星图像的航空数据。Sentinel-2 是一个高分辨率的多光谱图像卫星。它将携带一种用于土地检测的多光谱成像仪 Sentinel-2 是一种高分辨率的多光谱图像卫星^[22]。其携带一个专门用于土地面积测量的多光谱成像仪(MSI)。它能够给出植物、土地和海水覆盖、内陆河道以及海岸线的图片,和应急救助服务等。哨兵二号卫星的高度达七百八十六千米,可涵盖十三条光谱区,宽度为 290 公里。地面分辨率依次为 10 米、20 米和六十米。一颗卫星的周回访期为十日,重访期为五日。从热成像、近红外到短波红外线,它有着不同的空间分辨率,这对植被动态检测无疑是很

有利的。

2.5 实测数据解析与处理

2.5.1 地面光谱仪数据的处理

地面测得高光谱数据预处理比较容易，流程简洁，我们可以根据 ASD 手持高光谱仪对应的数据处理系统软件 viewspec Pro 6.0，对收集到的冬小麦叶子光谱实现了平均和导出，并通过 Eecel 软件对在数据变换上实现了汇集和分类。

2.5.2 光谱特征参数的选择

绿色植物的光谱特征主要受其本身颜色、水分、细胞构造等诸多因素影像，但是最为重要的近红外方面反射吸收情况，当我们所关注的植物比如它的健康状况出现问题，相应的近红外位置也会跟着出现不同的颜色改变^[23]。而对于上述变化区域，可通过改变它的反射区一些相关参数数据实现对此问题的监控，也就是我们接下来所说的三边参数问题，顾名思义也就是（红边、蓝边、黄边）这三种情况。

植物指标通过结合对二个或多个长波束频谱反射数的比率、线性或非线性计算，能够降低至多维或更高频谱资源的维数，进而使其精简为一种专门进行传送特定参数的通路。对于植被指数的作用众说纷纭，其中得到比较广泛认可的是它能够有效控制冗余光谱数据的干扰，同时让通过植被指数来相关联的数据模型的反演更加真实有效^[24]。去除多余的干扰因子后，研究者进行相关的植物指标分析和处理时，不会再被大量冗余的光谱数据所困扰，实现精准有效的各种植被类别的研究估算。

本研究在全面总结前辈的前提下展开了讨论，并综合研究数据的优点^[26]，在可以进行叶绿素浓度计算的多个较高光谱指数中，选取了十五个物理含义较清楚、辨识度最高的、对叶绿素浓度有重要响应的植被指数，以及十个比较应用上最为普遍的“三边参数”进行了分类与建模。

2.5.3 卫星影像的预处理

哨兵二号对卫星图像的预处理工作大致包括了三个基本过程，详细流程简介如图 2-3 所介绍，思路较为清晰，可以通过专用处理工具 ENVI5.6 进行对应的操作流程，需

要注意的是目前该软件工具还未完全免费开放，但可通过官方网站下载试用，每年有三个月的时间免费使用其强大的处理功能，时间上是完全够用的。

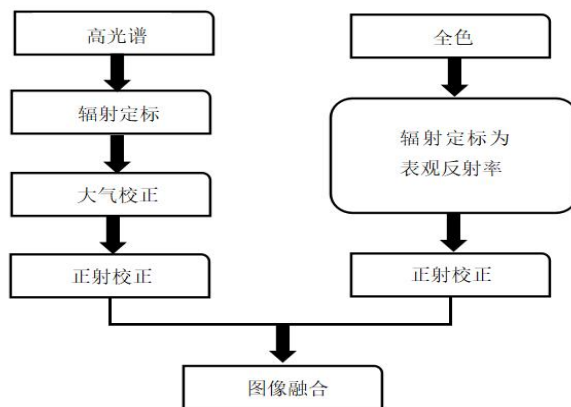


图 2-3 卫星影像的预处理

本研究通过绝对的大气校准方式，使用 ENVI FLAASH 工具进行更多光谱图像的大气校准工作。其大致包括为以下三个的过程：数据校准、波谱响应曲线的生成，以及 FLAASH 的绝对大气校准。正射校正是对图象空间加以校准，通过正射校正来实现对卫星图像原始数据的维度偏差和坐标更正，也是为了尽最大可能的还原卫星数据的真实性和准确性，更好的消除误差。与此同时还需要根据哨兵二号卫星数据自身的数据特性，利用处理软件 envi5.6 进行必要的影像校准来消除暗影或者云气等可能导致数据产生偏差的影响因素。原始的卫星影像数据，可能存在单一色彩或者低像素点的情况，为此很有必要对其进行校对，也就是所说的图像融合，它可以使用相应的数学方法把它们组合起来，组成了一个高分辨率的多光谱遥感技术图像。

2.6 建模方法

在建立模型中，采样的数据尤为关键，在本研究中用到的样本主要是通过冬小麦不同生育期来进行分类收集，严格区分不同生育期的采样数据，然后通过测得的真实有效的冬小麦数据进行建模和验证来对冬小麦叶绿素含量（SPAD）进行估算反演的科学研究，建模中所运用的算法主要有两类，一种是以单因子为主的普通线性回归算法和以多变量因子为主的多元回归估算，其中的多元回归又包括：偏最小二乘法（PLSR）和支持向量回归式（SVR）。

2.6.1 普通线性回归

本文使用了五种常见的回归模型，分别是：

$$\text{一元线性: } y = ax + b \quad (2-1)$$

$$\text{二次多项式: } y = ax^2 + bx + c \quad (2-2)$$

$$\text{指数: } y = a \times e^{bx} \quad (2-3)$$

$$\text{对数: } y = a \ln(x) + b \quad (2-4)$$

$$\text{幂函数: } y = a \times x^b$$

其中， y 是指冬小麦的生长参数也就是健康指标， x 是指影响因子即相关多光谱的改变范围值， a 、 b 和 c 是指验证参数。目前 OriginPro 9.1 在处理线性模型中优势突出，因此本研究也将用到进行线性模型的构建。

2.6.2 偏最小二乘回归 (PLSR)

偏最小二乘法方式能够在二个变数中间同步完成回归分析模式（多元线性回归分析方式）、统计构造简单（主成分分析）和相关性分析（经典关系分析方法），使得算法拥有更强的能力并且更高的弹性。偏小二乘式返回也提供了一个相对的线性回归模型方式。尤其是当二个变数的规模都很大，相关的系数范围比较有限并且类别较为简单时，选用本算法比较合理。

同时进行对其相关计算时，必须确定模型中投入的主元素量，即确定添加新的主成分。偏最小二乘法方法不仅可用作回归模型的构建手段，也可作为更高光谱的降维方法。这在高等光谱分析领域中特别适用。偏最小二乘算法的核心内容是线形计算。在构建非线性模型过程中，通过将偏最小二乘算法和机器学习等非线性计算技术相结合，并从偏最小化二乘获得分数变量，以减少高光谱信号的维数。最后，通过神经网络、支持向量机、随机森林等技术实现构建，从而极大地提高了构建系统的稳定性和适应性。

2.6.3 支持向量回归 (SVR)

支持向量机是主要针对数量有限的样本数据，是最有效的一种方法途径中的一种方式，它做到了某个二次规划问题，它同时也是理论的全域最优预测解，并攻克了传统神

经网络方法所无从解答的局部上确界现象。同时还能根据实际问题需求把从低维度到高维度的从简单到复杂逐个解决，并利用决策函数，精巧地处理了量纲现象，提高了良好的泛化特性，由此来降低计算的复杂度并让其逐渐清晰可解化。

总结来看，这个算法在处理数据中与其他算法模型大为不同，有自己独特的处理方式，它让待处理的数据也就是训练集处于不同的维度之下，通过处于不同的环境变量下，来区分其维度，也可以进行定义之后再返回的情况，总之本算法在处理问题中十分灵活，因此其效率大大提高，也有较高的准确度。

2.7 验证方法

建模的模型精度如果不经严格的验证，是难以保证其建立的模型是否可行和真实性的，因此对其进行验证是必不可少的，当 R^2 靠近 1 的同时，RMSE 与 RE 靠近 0 时，表明该模型的精度最高最理想，下面为推算表达式。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2-5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (2-6)$$

$$RE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100 \quad (2-7)$$

其中公式中： \hat{y}_i 指的是预估变量， y_i 指的是实际数据量， \bar{y}_i 指的是实测数据的平均数， n 指的是具体数据个数。

2.8 技术路线

本文对研究区冬小麦地面高光谱数据、叶绿素含量（SPAD）和哨兵二号卫星图像对应采集和比对，并获取和估计高光谱数据的特征参数，然后分别对高光谱数据与多光谱数据之间的相关性分析，及其中叶绿素浓度（SPAD）并估算反演，并进行在不同遥感平台上的大规模冬小麦生长发育观测，具体研究内容和方法如下图所示。

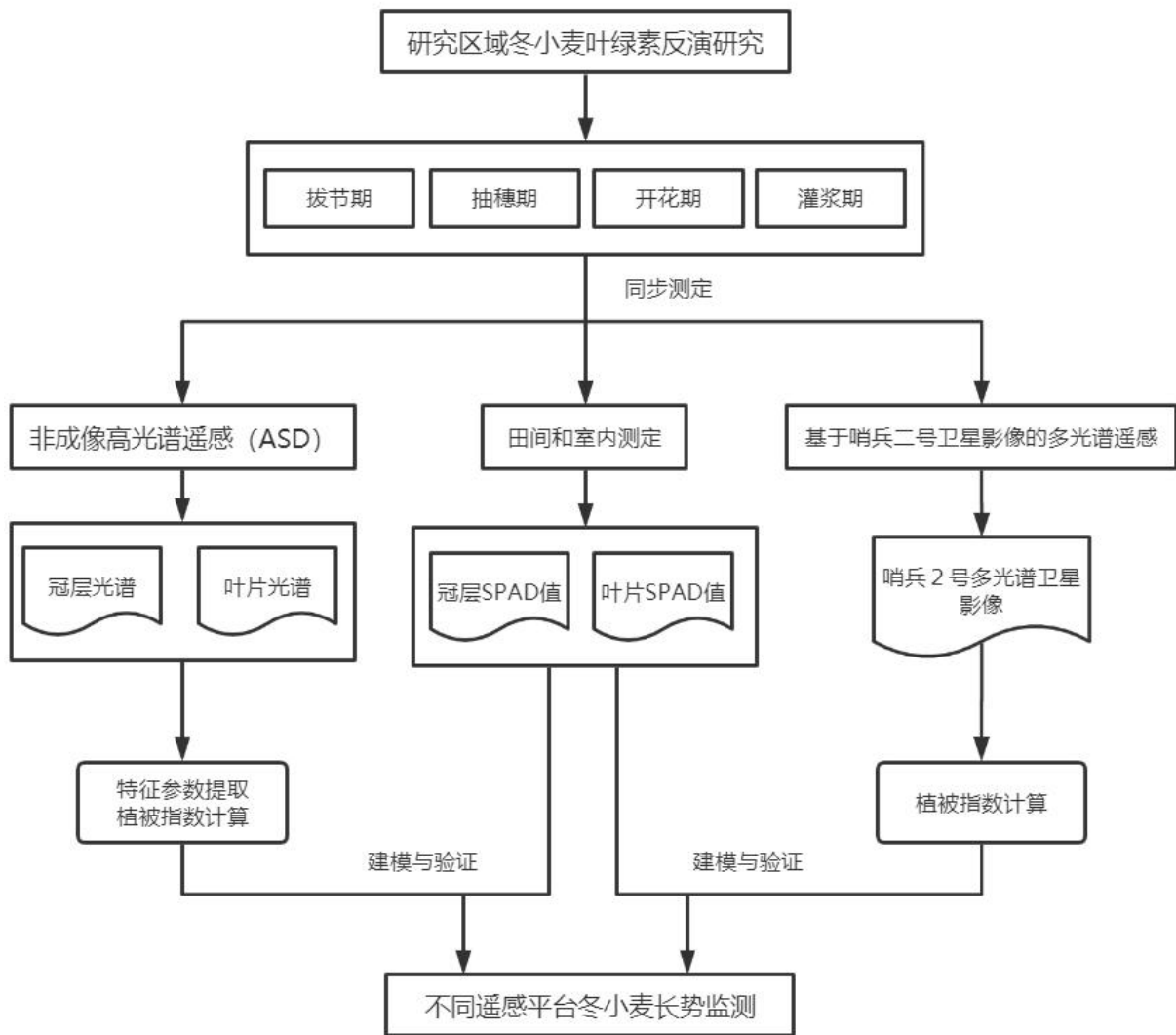


图 2-4 技术路线图

第3章 冬小麦叶绿素含量及其高光谱特征

明确了影响冬小麦光谱范围的各种因素之后,在冠层和叶片二个维度上分类讨论,研究同一地区、在不同生长期和不同叶绿素 (SPAD) 含量条件下的冬小麦光谱表现特征,成为了本章节的研究核心^[27]。

3.1 冬小麦 SPAD 值特征分析

表 3-1 这是不同生长期的冬小麦冠层和叶片在二种尺度下的叶绿素浓度变化统计图。每个生长期共一百个样点的数据, 以及四个生长期共四百个数据。

表 3-1 冬小麦 SPAD 值统计

参数	生育期		拔节期		抽穗期		开花期		灌浆期	
	冠层 尺度	叶片 尺度	冠层 尺度	叶片 尺度	冠层 尺度	叶片 尺度	冠层 尺度	叶片 尺度	冠层 尺度	叶片 尺度
标准差	3.44	4.81	4.33	4.54	5.23	4.86	5.85	5.45		
偏差	0.25	-0.45	-0.31	-0.33	-0.02	0.26	-0.26	-0.64		
最小值 (SPAD)	26.554	20.126	25.306	27.445	27.265	30.532	22.774	28.840		
最大值 (SPAD)	49.241	50.457	52.183	53.621	53.148	57.205	51.249	57.452		
平均值 (SPAD)	36.231	37.515	41.392	42.652	40.051	42.886	39.341	43.182		

由图表可看出, 冬小麦叶片的 SPAD 值在 20.126 到 50.457 之间变化, 冬小麦叶片的叶绿素浓度在不同生长发育阶段中均存在显著差异, 并跟着生长发育时间的延长而呈现逐渐上升的趋势。由表中测得数据表明 SPAD 值在灌浆期的平均值中是最高的, SPAD 值达到了 43.182。然而在拔节期的平均数中最低, SPAD 值只有 37.515。但随着生长发育时间的不断延长, 冬小麦冠层又出现了前提先高后下降的态势。SPAD 在抽穗时期的平均数最大, SPAD 平均值为 42.392。在拔节期 SPAD 平均数最低, 为 36.231。但通常, 叶片测得的 SPAD 平均值高于在冠层测得的 SPAD 平均值。

3.2 不同生育期下的高光谱特征分析

现在, 使用较为广泛的高光谱遥感测定植物颜色浓度的方法是根据红边定位, 并将它界定为在黄红边区之间的 (680~760nm) 波段范围内最大斜率上的波长^[29]。"红边"就被界定成了冬小麦的特殊的光谱表现形式, 与叶绿素的浓度有较好的关联性。

3.2.1 冠层高光谱特征分析

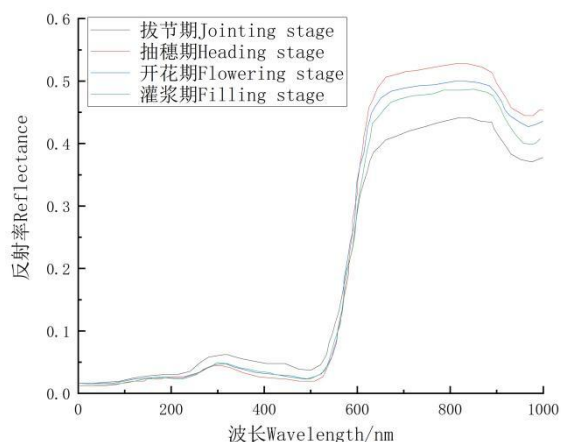


图 3-1 冠层原始光谱

通过对比在不同的生长发育时期中，蓝紫光（400~500nm）范围内的和红光（675nm）周围，伴随着叶绿素与反射光谱的高强度作用导致类似于山谷一样的形状吸收谷产生，而且反射率也不会超过 0.05 这个数值。这种时候，因为叶绿素在 550nm 上表现的较为密切，因此又出现一个类似于山峰的形状，又称反射峰，相关系数突破了 0.05，这也就是说叶子为什么能够出现绿色而不是其他颜色。

根据图 3-2，冬小麦冠层方面的红边特征不同于原始光谱，其峰值明显比较多，而且表现的较为突出，甚至出现多个反射峰的现象，同时峰值随着冬小麦的不断成长生育期的延长而出现了先上升后降低的趋势。

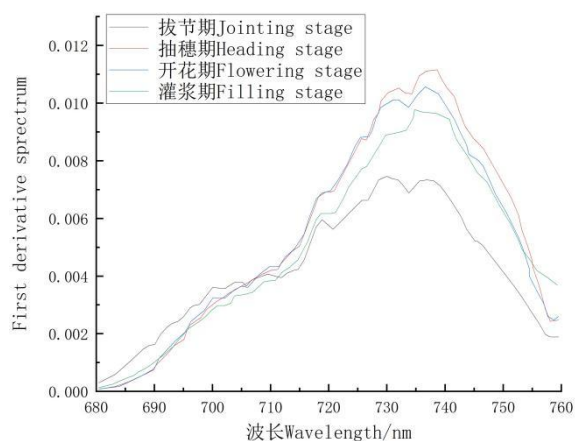


图 3-2 冠层红边特征

3.2.2 叶片高光谱特征分析

如图 3-3 所显示, 叶片光谱相比于冠层光谱形状上起伏不太明显, 没有类似于反射峰的情况发生。在拔节期至灌浆期, 近热成像波段光谱反照率随生长期的推移而减小, 近红外波段光谱反照率则随生长期的推移而增加。

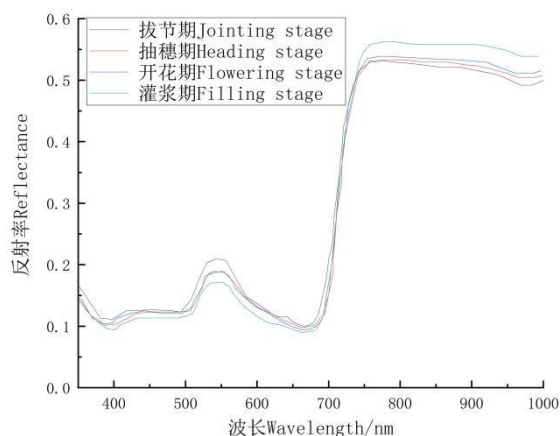


图 3-3 叶片原始光谱

如图 3-4 即可发现, 由于冬小麦叶片中叶绿素浓度在生长发育阶段中的变化发生上升趋势明显, 由于从拔节阶段的 708 nm 移至灌浆期的 712 nm。总结一下就是, 叶片光谱它的红边位置主要集中在 711 nm 周围, 其生育时间变动不大, 而其他峰度值则是跟随着生长期的推移而不断上升的情况。

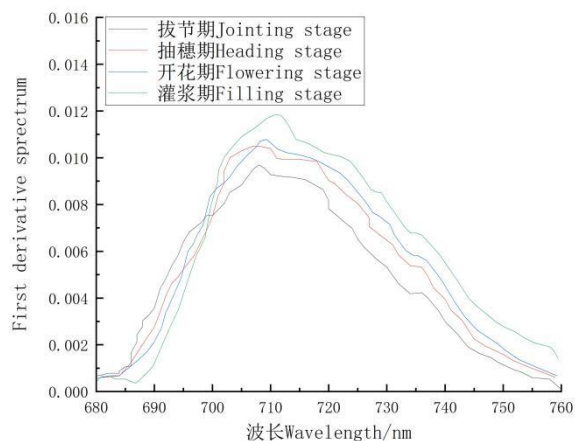


图 3-4 叶片红边特征

3.3 SPAD 的高光谱分析

3.3.1 SPAD 的冠层高光谱分析

图 3-5 以抽穗时期区间内为例, 透过图片可发现, 不同 SPAD 值的冬小麦冠层原始光谱曲线在热成像下的差别不大, 但在近红外下差别很明显。一般而言, 在热成像部分, 反射量随着叶绿素浓度的提高而减少 (SPAD), 但在近红外方面, 反射量随着叶绿素浓度的提高而增多 (SPAD)。

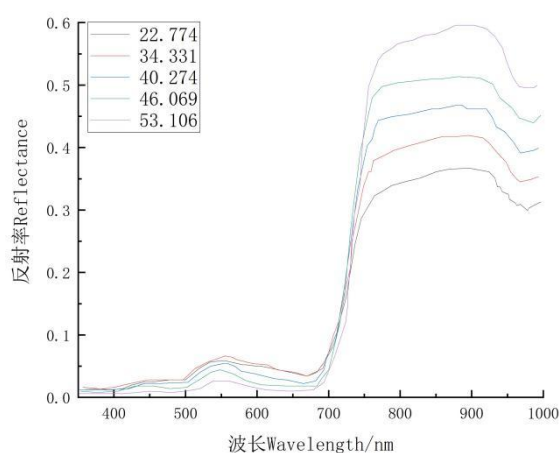


图 3-5 SPAD 与冠层原始光谱分析

从图 3-6 可以明显发现, 在叶绿素含量 SPAD 值数据基础下, 冬小麦冠层的红边特性也不同且很显著, 即其红边区域在 SPAD 数值不断增加的同时, 会跟着产生着"红移"的效果, 并伴随着"双峰"或"多峰"的现象, 而与此同时红边幅值与红边体积也都在不断变大。主要是因为, 当含量 (SPAD) 增加时, 它对红光吸收比产生了明显的增加, 这也就让在 680nm 附近的吸收谷向加深变宽方面发展, 这也是让红边位置发生偏移的主要原因。

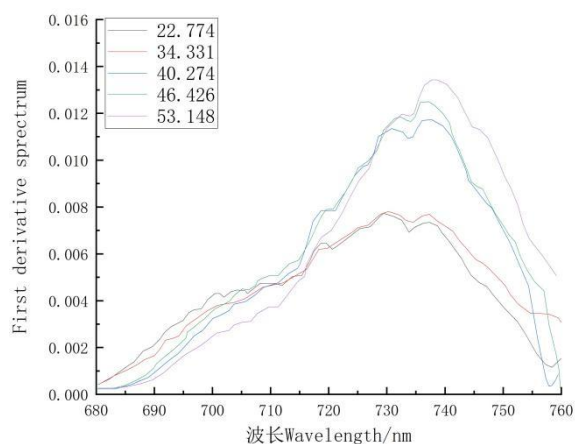


图 3-6 SPAD 与冠层红边光谱分析

3.3.2 SPAD 的叶片高光谱分析

不同叶绿素浓度的叶光谱反射量的差别等于冠层光谱反射量的差别。如图 3-7 显示，在可见光部分，反射率由于叶绿素浓度的提高而减少（SPAD）。在近红外方面，反射率随着叶绿素浓度的提高而增多（SPAD），它也符合在不同的叶绿素环境下，冠层光谱反射率的变化规律。

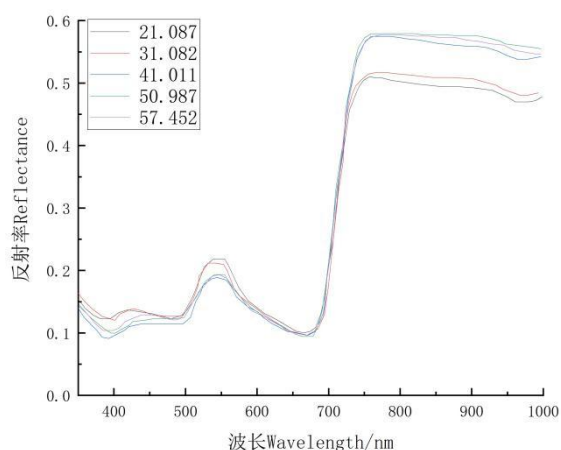


图 3-7 SPAD 叶片原始光谱分析

从图 3-8 可以看出，在不同的 SPAD 标准下，冬小麦叶片的红边特征基本没有差异。同时红边位置的红移，随着 SPAD 的增加，出现了“多峰”的现象。

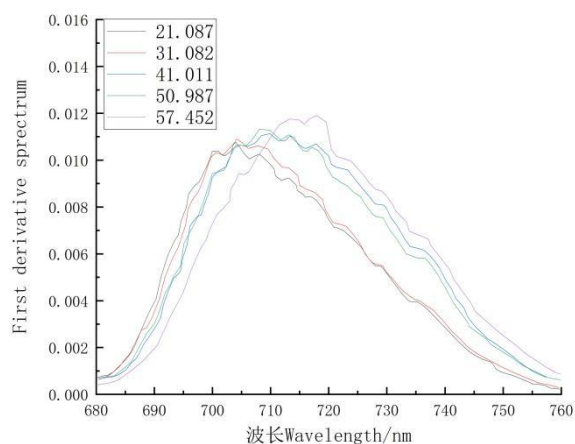


图 3-8 SPAD 与叶片红边光谱分析

3.4 小结

通过本章的详细解答可以看出：冬小麦叶片的（SPAD）值在 21.087 到 57.452 之间变化，在 22.774 到 53.148 之间变化。冬小麦叶片的叶绿素浓度（SPAD）在各个生长发育的阶段区别还是比较大的，它与冠层发展趋势有点稍微相反，叶片的 SPAD 随着时间的发展到灌浆期到达最高值。反观冠层叶绿素浓度 SPAD 是出现先升高再初步下降的规律，与叶片 SPAD 值差异化明显。但一般而言，麦叶的 SPAD 值高于冠层的 SPAD 值，是比较正常的。

第4章 冬小麦 SPAD 高光谱参数的普通回归估算

4.1 前言

随着植被盖度、叶面积、叶肉细胞构成、色素浓度、水份含量以及生物物理化学成分等的差异，作物生长的反射光谱在各个波段产生了截然不同的形态与特性^[31]。据此，不同的经济作物或同类粮食作物生长能力等条件下，由于植物外形特征、组成结构及其生物物理化学成分的不同，而表现出了迥异的光谱特征。正是如此，就可以通过定量分析这些生物物理和生化基本参数与作物冠层高光谱特征之间的交叉关系，并由此建立了基于作物冠层反射光谱特性的作物生物物理和生化基本参数反演预测模型^[32]。在论文中，对相关性分析的原始光谱、一阶导数光谱、三边参数，以及冬小麦冠层和叶片在不同生长发育阶段的叶绿酸含量（SPAD）之间的相互关系将逐步开展深入研究^[34]。

4.2 基于特征波段的冬小麦 SPAD 估算

4.2.1 原始光谱和一阶导数光谱与 SPAD 相关性分析

经过对实际的分析讨论和进一步分析探讨后，对准确测定得到的冬小麦 SPAD 值并与其对应的冠层、叶片光谱反射率再加上一阶导数光谱值采取严格的相关性分析，分析的最后效果图为图 4-1、图 4-2、图 4-3 和图 4-4。

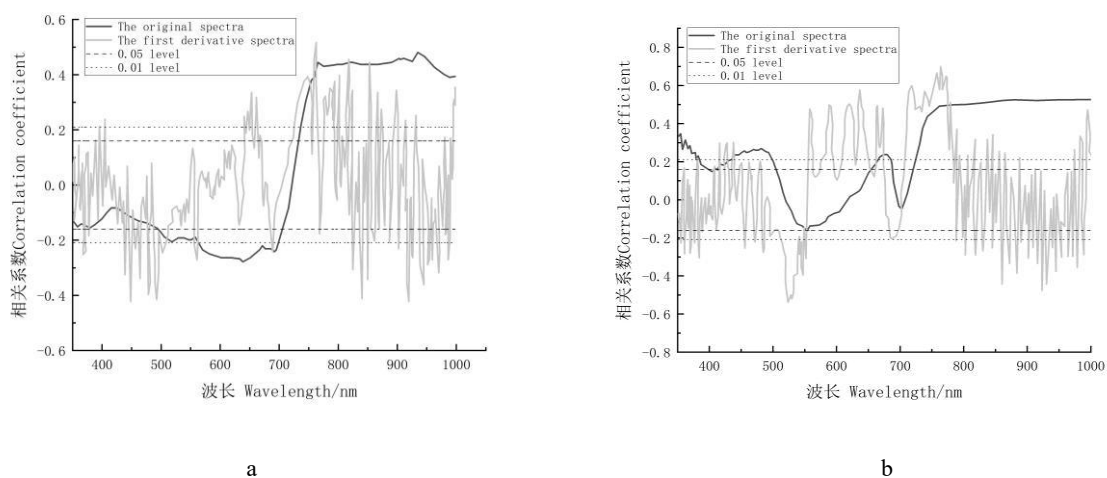


图 4-1 拔节期 SPAD 和光谱反射率相关性 (a 冠层, b 叶片)

拔节期这个时期的内的 SPAD 值与冠层光谱的系数范围在-0.428~0.521 内波动，而

不难发现 762 nm 展现特别明显正相关，与之相反的是 450 nm 处则呈现最明显负相关；叶片方面的表现，系数范围大约在-0.536~0.705 区间内波动，可看出在 763 nm 的位置下展现特别明显正相关，相反的是在 526 nm 存在最明显负相关。

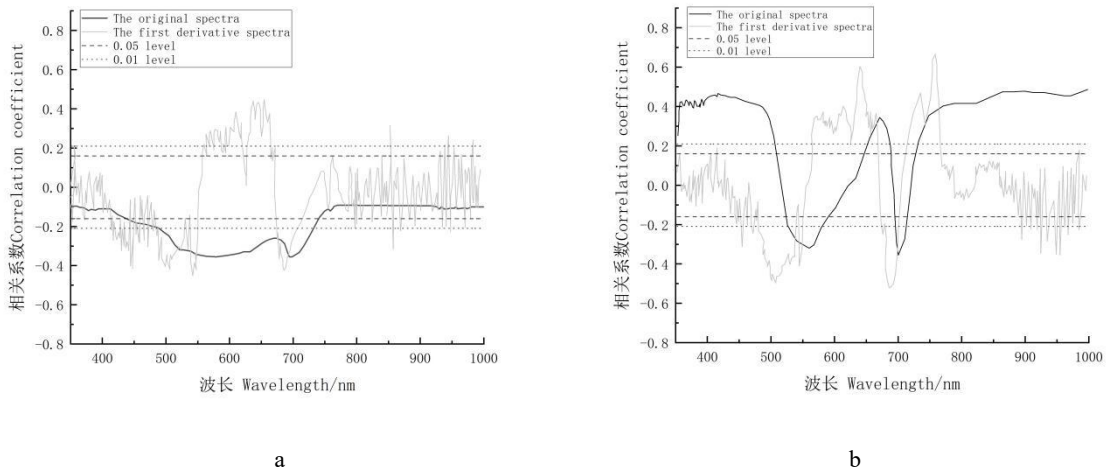


图 4-2 抽穗期 SPAD 和光谱反射率相关性 (a 冠层、b 叶片)

抽穗期冠层方面的表现，系数范围主要集中在-0.450~0.449 这个范围之内波动，不难发现在 658 nm 处是明显的正相关关系，与之相反的是在 545 nm 的位置存在明显负相关；叶片方面的表现，系数大概处在-0.520~0.648 范围内波动变化，可以容易看出在 756 nm 处的位置处在明显正相关关系之下，而相反在 688 nm 处却是明显负相关的关系。

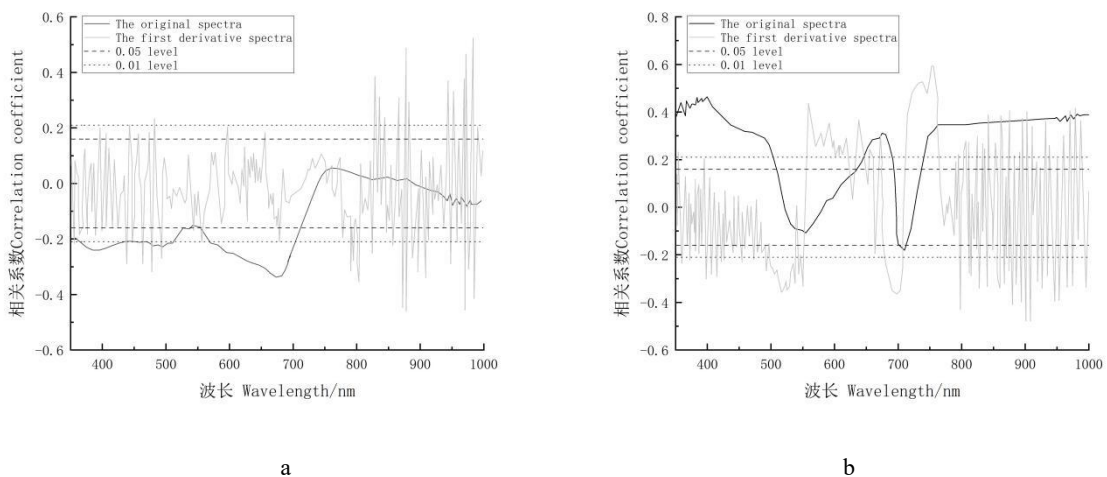


图 4-3 开花期 SPAD 和光谱反射率相关性 (a 冠层、b 叶片)

开花期这个时期的 SPAD 与冠层光谱系数范围在-0.462~0.520 内进行变化，容易看到在 983 nm 的位置明显正相关的关系，相反在 879 nm 的位置却是明显负相关的关系；

叶片方面,相关性处在-0.488~0.607 这个范围内变化波动,不难看出在 755 nm 的位置是明显正相关关系,相反在 901 nm 的位置呈现的是明显负相关的关系。

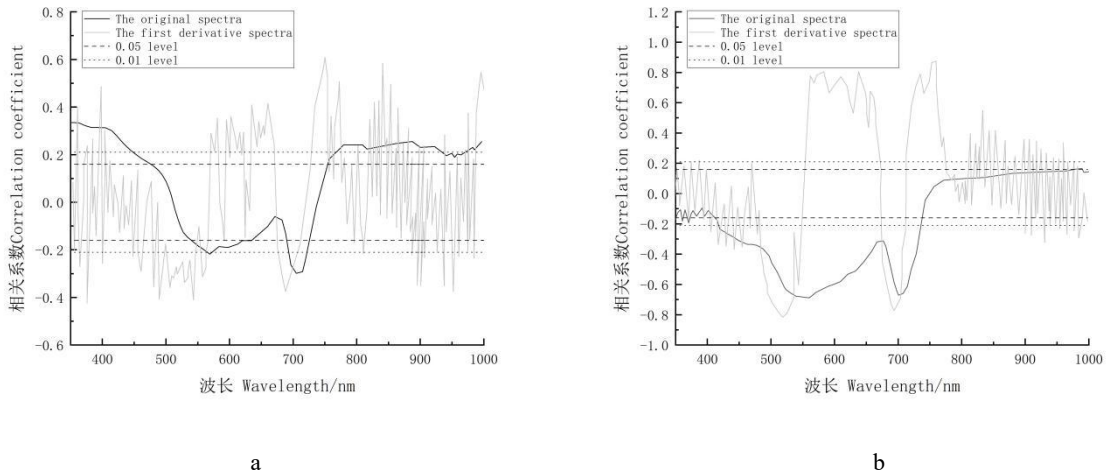


图 4-4 灌浆期 SPAD 和光谱反射率相关性 (a 冠层、b 叶片)

灌浆期这个时期的的 SPAD 与冠层光谱相关系数处在-0.426~0.610 这个区间范围内变化波动,图中数据显然发现 751 nm 的位置明显是正相关的关系,相反的是在 379 nm 的位置是比较显然的负相关关系。叶片方面则处在-0.806~0.889 范围内变化波动,不难发现在 761 nm 的位置处明显是正相关的关系,相反在 519 nm 的位置下属于是明显负相关的关系。

对主要特性波段加以了整理,结果见下表 4-1。四种生长期的特征波段,与冠层和叶子尺度 SPAD 相关均达到零点零一水平,极显著地相关。而不同成熟期的冬小麦 SPAD,与采用一阶导数光谱的特征波段相关均大于 SPAD,与采用原始光谱反照率的特点波段相关性小,而与各个成熟期叶子相关都大于与冠层的相关。

表 4-1 SPAD 与敏感波段相关性

	类型	系数	波段	系数	波段
叶片	拔节期	0.520**	D ₇₆₂	0.478**	R ₉₃₅
	抽穗期	-0.450**	D ₅₄₅	-0.360**	R ₇₀₀
	开花期	0.520**	D ₉₈₃	-0.350**	R ₆₈₀
	灌浆期	0.610**	D ₇₅₁	0.350**	R ₃₆₄
冠层	拔节期	0.700**	D ₇₆₃	0.528**	R ₉₈₆
	抽穗期	0.648**	D ₇₅₆	0.480**	R ₁₀₀₀
	开花期	0.607**	D ₇₅₅	0.462**	R ₃₉₈
	灌浆期	0.889**	D ₇₆₁	-0.690**	R ₅₅₈

4.2.2 冬小麦的特征波段估算反演

采用 3: 1 分层抽样法, 选择训练样本和实验样品^[35]。先把 SPAD 值从小到大排列, 然后隔三取一选择在各个生长期的训练样本, 以及验证样本。根据特征波段的冬小麦叶绿素含量反演估算 (表 4-2)。

表 4-2 利用敏感波段的估算反演

类别	敏感波段	表达式	建模			验证		
			R ²	RMSE	RE	R ²	RMSE	RE
叶片	拔节期	$y = 6E + 02x^2 + 24921x + 34.127$	0.417	3.412	7.13%	0.401	3.842	8.06%
		$y = 327.18x^2 - 234x + 72.258$	0.286	4.012	8.25%	0.278	4.451	10.24%
	抽穗期	$y = 336.45x^2 - 287.14x + 102.52$	0.227	4.071	7.65%	0.274	4.105	8.21%
		$y = 3E + 07x^2 - 25508x + 43.625$	0.447	3.458	6.76%	0.434	3.670	7.85%
	开花期	$y = 1924.5x^2 - 103.57x + 35.271$	0.213	4.247	8.04%	0.284	4.523	8.28%
		$y = 2E + 05x^2 - 25872x + 48.15$	0.418	3.815	7.51%	0.471	3.817	7.07%
	灌浆期	$y = -1324.1x^2 + 351.21x + 26.147$	0.405	4.018	7.42%	0.417	3.326	5.89%
		$y = 147.178x^2 - 48.14x + 957.2$	0.419	2.310	3.941	0.408	2.417	3.994
冠层	拔节期	$y = -40.732x^2 + 47.254x + 24.9$	0.182	3.614	7.503	0.135	3.668	7.481
		$y = -9.5218x^2 + 1276.2x + 35.925$	0.271	3.421	7.252	0.278	3.384	7.185
	抽穗期	$y = 4E + 07x^2 - 36208x + 42.65$	0.209	3.589	8.128	0.217	4.027	9.572
		$y = -1175.9x^2 + 46.155x + 38.15$	0.145	4.035	9.012	0.162	4.205	9.782
	开花期	$y = -2618x^2 - 21.054x + 42.658$	0.135	5.025	10.254	0.114	5.248	11.695
		$y = 14521x^2 + 1264.8x + 41.26$	0.268	4.584	9.415	0.261	5.161	10.125
	灌浆期	$y = -26845x^2 + 1026.2x + 32.658$	0.135	5.544	12.354	0.169	5.861	13.254
		$y = -1E + 05x^2 + 12956x + 9.257$	0.227	7.027	9.215	0.212	7.902	15.025

由特征波段建立的冠层 SPAD 数值估算的较为理想的模型是在拔节期, 它的表达式为 $y = -9.5218x^2 + 1276.2x + 35.925$, 它的建模决定系数 R^2 达到了 0.271, RMSE 为 3.421, RE 为 7.2%, 其验证决定系数 R^2 为 0.278, RMSE 为 3.384, RE 为 7.1%; 由特征波段建立的冠层 SPAD 数值估算的较为理想的模型是在抽穗期, 它的表达式是 $y = 3E + 07x^2 - 25508x + 43.625$, 这个模型决定系数 R^2 达到了 0.447, RMSE 为 3.458, RE 为 6.7%, 其验证决定系数 R^2 为 0.434, RMSE 为 3.670, RE 为 7.8%, 如图 4-5。

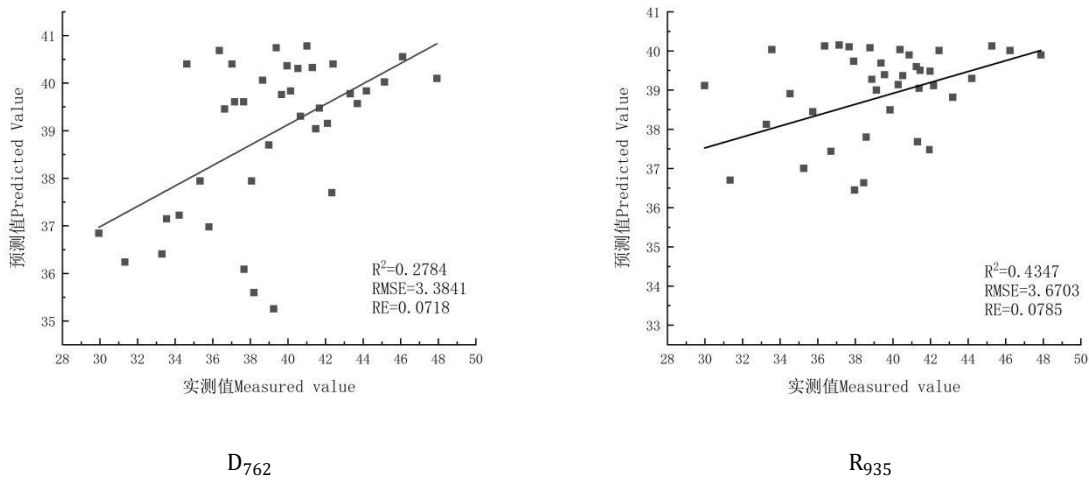


图 4-5 利用特征波段的 SPAD 估算验证

4.3 基于三边参数的冬小麦 SPAD 估算

4.3.1 三边参数的相关性分析

三边参数对于植物的叶绿素反射率来讲至关重要, 它能够很好的反映作物的生长健康状况, 其中特别与作物叶绿素相关性有着密切的联系, 下面对冬小麦的冠层和叶片产生的相关性展开详细解析, 最终的分析见下表 (表 4-3)。

表 4-3 三边参数相关性分析

三边参数	拔节期		抽穗期		开花期		灌浆期	
	叶片	冠层	冠层	叶片	冠层	叶片	叶片	冠层
SDr/SDb	0.540**	0.519**	0.398**	0.671**	0.227**	0.539**	0.801**	0.374**
SDr/SDy	-0.714**	-0.420**	-0.365**	-0.565**	-0.095	-0.549**	-0.851**	-0.442**
(SDr - SDb)/ (SDr + SDb)	0.543**	0.560**	0.462**	0.673**	0.358**	0.525**	0.832**	0.533**
(SDr - SDy)/ (SDr + SDy)	-0.712**	-0.474**	-0.421**	-0.554**	-0.385**	-0.536**	-0.870**	0.480**

蓝边面积(S_{blue})	-0.304**	-0.166*	-0.439**	-0.509**	-0.128	-0.418**	-0.770**	-0.305**
黄边面积 (S_{yellow})	0.340**	0.104	0.350**	0.375**	-0.010	0.385**	0.787**	0.196*
红边面积(S_{red})	0.590**	0.319**	-0.112	0.189*	0.126	0.394**	0.141	0.152
蓝边位置(λ_{blue})	-0.106	0.236**	0.045	0.213**	0.303**	0.091	0.274**	0.017
黄边位置 (λ_{yellow})	-0.060	-0.153	-0.216**	0.157	-0.554**	0.119	-0.374**	-0.162**
红边位置(λ_{red})	0.380**	0.425**	0.205*	0.492**	0.073	0.686**	0.744**	0.176*

注: **: $p < 0.01$; *: $p < 0.05$.

在拔节期, 可以明显发现排除掉黄边面积 S_{yellow} 、黄边位置 λ_{yellow} 、蓝边位置 λ_{blue} 和黄边位置 λ_{yellow} , 剩下的三边参数相关性都在极好层面。而在在抽穗期, 排除掉红边面积 S_{red} 、红边位置 λ_{red} 和蓝边位置 λ_{blue} 这三种参数, 剩下来的三边参数相关性都做到了极好层面; 同样的在开花期, 去掉包括蓝边位置 λ_{blue} 、黄边位置 λ_{yellow} 、 SDr/SDb 、 $(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$ 和 $(SDr-SDy)/(SDr+SDy)$ 这几种参数, 剩下的参数关联度产生了极好层面; 在灌浆期, 不算蓝边面积置 S_{blue} 、 SDr/SDb 、 SDr/SDy 、 $(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$ 和 $(SDr-SDy)/(SDr+SDy)$ 这几类参数, 同样的排除它们剩下的关联度产生了极好层面。

4.3.2 冬小麦 SPAD 的三边参数估算反演

根据上述相关性分析, 对冬小麦冠层四个生育期选出相关度最好的三边参数进行估算反演, 具体参数详情如表 4-4, 为了保证模型的精度, 在反演中的建模方式没有采用单一函数模型, 建模和验证结果如表 4-4。

表 4-4 冠层 SPAD 值的三边参数估算反演

参 数 时 期	三边参数	表达式	建模			验证		
			R^2	RMSE	RE/%	R^2	RMSE	RE/%
拔节期	$(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$	$y = 44.185x^{1.4463}$	0.334	3.531	7.301	0.291	3.412	6.751
	$(SDr - SDy)/(SDr + SDy)$	$y = 45.254x^{-1.47}$	0.291	3.621	7.581	0.254	3.657	7.584
	SDr/SDb	$y = 25.942x^{0.1284}$	0.220	4.561	7.403	0.217	4.504	7.0232
抽穗期	$(SDr - SDy)/(SDr + SDy)$	$y = -566.27x^2 + 1201.2x - 594.02$	0.261	4.024	9.091	0.174	4.260	9.648
	蓝边面积(S_{blue})	$y = 25.139x^{-0.098}$	0.254	4.025	9.070	0.128	4.141	9.501

	$(SDr - SDb) / (SDr + SDb)$	$y = 42.239x^{1.483}$	0.265	4.032	8.953	0.286	4.082	9.375
	$(SDr - SDb) / (SDr + SDb)$	$y = -1640.5x^2 + 2942.9x - 1305.7$	0.204	5.013	9.302	0.214	5.517	9.410
开花期	蓝边位置(λ_{blue})	$y = 0.0638x^2 - 66.317x + 17252$	0.117	6.235	10.105	0.112	6.532	12.650
	黄边位置(λ_{yellow})	$y = -0.1352x^2 + 153.02x - 4337$	0.244	4.654	9.281	0.257	4.574	9.924
	SDr/SDy	$y = -0.0489x^2 - 2.204x + 15.118$	0.238	5.668	9.614	0.225	5.845	9.403
灌浆期	$(SDr - SDb) / (SDr + SDb)$	$y = -830.98x^2 + 1457.5x - 599.83$	0.305	4.457	8.149	0.341	5.041	8.501
	$(SDr - SDy) / (SDr + SDy)$	$y = 46.859x^{-1.903}$	0.245	5.652	9.513	0.214	5.837	9.264

研究表明采用三边参数建立最理想的模型是在拔节期，它是根据 $(SDr-SDb) / (SDr+SDb)$ 所建立的，它的建模决定系数 R^2 达到了 0.334，RMSE 为 3.531，RE 为 7.3%，同时建模的验证决定系数 R^2 达到了 0.291，RMSE 为 3.412，RE 为 6.7%，对比于特征波段建立的反演估算结果，三边参数使比较适合进行建模的，建模精度有不小的提高。

基于相关性原理，在不同冬小麦生育时期里，可以选择适当的三边参数来对叶片 SPAD 的估算。同时为达到最佳的建模拟和准确度，为实现估算反演的准确性和低误差性，选用了多种形式的模型进行建模（表 4-5），最后选出理想模式如表 4-5 所给出。

表 4-5 叶片 SPAD 值的三边参数估算反演

参 数 时 期	参数类型	表达式	建模			验证		
			R^2	RMSE	RE/%	R^2	RMSE	RE/%
拔节期	SDr/SDy	$y = 0.5207x^2 - 0.6071x + 23.762$	0.518	3.948	7.422	0.546	4.043	7.745
	$(SDr - SDy) / (SDr + SDy)$	$y = 107.86x^2 - 372.5x + 356.15$	0.519	3.945	7.435	0.584	3.702	7.321
	红边面积(S_{red})	$y = 386.5x^2 - 230.4x + 69.058$	0.360	4.110	8.815	0.344	4.688	10.652
抽穗期	$(SDr - SDb) / (SDr + SDb)$	$y = 274.54x^2 - 323.85x + 136.98$	0.452	3.620	6.737	0.535	3.249	5.865
	SDr/SDb	$y = 18.635x^{0.405}$	0.455	3.626	6.723	0.555	3.195	5.659
	SDr/SDy	$y = 0.3448x^2 + 0.8784x + 36.045$	0.320	3.928	7.399	0.385	3.543	6.795

开花期	SDr/SDb	$y = 0.08x^2 + 0.0124x + 36.257$	0.290	4.280	8.566	0.235	4.831	8.351
	SDr/SDy	$y = 0.2127x^2 - 16.448x + 33.52$	0.383	4.297	8.544	0.378	4.722	8.061
	红边位置(λ_{red})	$y = 0.0655x^2 - 92.182x + 32470$	0.474	3.903	7.559	0.422	3.969	7.527
灌浆期	(SDr - SDy)/(SDr + SDy)	$y = 94.405x^{-2.148}$	0.738	2.838	4.959	0.827	2.408	4.584
	(SDr - SDb)/(SDr + SDb)	$y = 74.554x^{1.828}$	0.661	3.206	5.422	0.812	2.541	4.643
	SDr/SDy	$y = -0.9046x^2 - 16.448x - 20.006$	0.719	2.835	4.988	0.833	2.381	4.557

抽穗期和开花期所建立的三边模型经过检验发现精度并不是很好，决定系数 R^2 不到 0.5，RMSE 在 4.5 的范围上下波动，RE 约为 7% 左右；与之相反的是拔节期和灌浆期模型这两个时期建立的模型经过检验发现精度还是比较理想的，决定 R^2 系数已经突破了 0.5，灌浆期决定系数 R^2 更是达到了 0.738，RMSE 为 2.838，RE 是 4.959%；验证决定系数 R^2 也达到了 0.827，验证的 RMSE 系数为 2.408，验证的 RE 是 4584%。

4.4 基于植被指数的冬小麦 SPAD 估算

4.4.1 植被指数的相关性分析

表 4-6 中的有关系数分析，是对各植被指数和 SPAD 相关系数分析，并在进行了统计分析之后得到。总结分析后发现，对冬小麦冠层尺度下分析，mNDVI₇₀₅ 和 GRVI 这两种植被指数相关系数都是相当高的，mNDVI₇₀₅ 的相关性最好，它的相关系数依次为 0.629、0.491、0.336 和 0.526；对于叶片尺度，FD_{730/525} 和 FD_{(730-525)/(730+525)}，它们的相关系数确切度十分突出，其中对于 FD_{730/525} 而言，它的相关性显然是最高的，它的相关系数依次为 0.801、0.893、0.707 和 0.961。

表 4-6 10 种植被指数相关性分析

指数类别	PRI	SAVI	OSAVI	VOG ₁	VOG ₂	FD _{730/525}	FD _{(730-525)/(730+525)}	mNDVI ₇₀₅	GNDV _I	GRVI
拔节期	0.362**	0.707**	0.609**	0.529**	-0.587**	0.801**	0.796**	0.500**	0.791**	-0.688**
叶片冠	0.601**	0.364**	0.595**	0.610**	-0.596**	0.572**	0.591**	0.629**	0.626**	-0.608**

抽穗期	叶片	0.553**	-0.260**	-0.202**	0.425**	-0.399**	0.467**	0.495**	0.491**	0.431**	-0.542**
	冠层	0.354**	0.366**	0.327**	0.758**	-0.623**	0.893**	0.883**	0.824**	0.582**	-0.792**
开花期	叶片	0.447**	0.228**	0.283**	0.315**	-0.300**	0.239**	0.273**	0.336**	0.311**	-0.394**
	冠层	-0.297**	0.519**	0.332**	0.672**	-0.702**	0.707**	0.674**	0.670**	0.504**	-0.517**
灌浆期	叶片	0.467**	0.394**	0.414**	0.464**	-0.498**	0.483**	0.553**	0.526**	0.400**	-0.566**
	冠层	0.245**	0.295**	0.526**	0.883**	-0.876**	0.961**	0.991**	0.878**	0.904**	-0.697**

注: **:p<0.01; *:p<0.05.

4.4.2 冬小麦 SPAD 的植被指数估算反演

基于各植被指数与冬小麦冠层 SPAD 值之间的关联程度, 通过对比数据最后选取了与 SPAD 关联值最大的四个植被指数, 用于建立冠层的 SPAD 估算反演方法。

表 4-7 冠层 SPAD 关于 4 种植被指数的估算反演

类别	表达式	建模			验证			
		R ²	RMSE	RE/%	R ²	RMSE	RE/%	
拔节期	OSAVI	$y = -164.22x^2 + 274.52x - 74.824$	0.429	3.518	7.304	0.457	2.904	6.311
	VOG ₁	$y = -4.0605x^2 + 23.17x + 7.2327$	0.396	3.583	7.470	0.427	3.677	7.334
	mNDVI ₇₀₅	$y = 43.099x^{0.4681}$	0.405	3.586	7.386	0.432	3.678	7.281
	GNDVI	$y = 43.587x^{0.5128}$	0.407	3.581	7.493	0.423	3.705	7.216
抽穗期	GRVI	$y = -3.2769x^2 - 37.861x + 39.95$	0.288	3.971	8.847	0.248	4.025	9.342
	mNDVI ₇₀₅	$y = 42.213x^{0.5481}$	0.363	4.034	8.939	0.337	4.135	9.373
	FD _{730/525}	$y = -0.0751x^2 + 2.2348x + 22.065$	0.272	4.005	8.950	0.252	4.141	9.423
	PRI	$y = 673.66x^2 + 95.008x + 36.419$	0.398	3.949	8.649	0.380	3.795	8.506
开花期	GNDVI	$y = -397.3x^2 + 690.71x - 216.38$	0.260	4.996	10.129	0.210	5.488	11.537
	GRVI	$y = -1396.5x^2 + 174.92x + 36.536$	0.261	4.998	10.118	0.245	5.401	11.223
	PRI	$y = 1723x^2 + 131.39x + 41.107$	0.294	4.905	9.614	0.346	4.904	9.852
	NDVI ₇₀₅	$y = -218.73x^2 +$	0.259	4.997	10.107	0.206	5.542	11.768

		332.39x - 84.338						
灌浆期	mNDVI ₇₀₅	$y = -203.88x^2 + 281.55x - 57.996$	0.312	5.473	12.236	0.360	5.996	13.439
	VOG ₂	$y = -354.21x^2 - 207.05x + 9.651$	0.340	5.352	11.046	0.392	4.817	11.704
	FD _{730/525}	$y = -5473x^2 + 9.3321x + 0.2075$	0.335	5.367	11.734	0.351	5.093	12.603
	FD _{(730-525)/(730+525)}	$y = -354.76x^2 + 555.01x - 177.86$	0.323	5.403	11.844	0.362	6.191	12.957

经过建模和验证分析,发现拔节期较为理想的模型是根据 OSAVI 建立的,表达式为 $y = -164.22x^2 + 274.52x - 74.824$,建模的决定系数 R^2 为 0.429;抽穗期较为理想的模型是根据 PRI 建立的,表达式是 $y = 673.66x^2 + 95.008x + 36.419$,建模的决定系数 R^2 为 0.398;开花期较为理想的模型是根据 PRI 建立的,表达式为 $y = 1723x^2 + 131.39x + 41.107$,建模的决定系数 R^2 为 0.294;灌浆期较为理想的模型是根据 VOG₂ 建立的,表达式为 $y = -354.21x - 207.05x + 9.6434$,建模的决定系数 R^2 为 0.340。

根据各植被指数与冬小麦冠层 SPAD 值之间的关联程度,通过对比数据最后选取了与 SPAD 关联值最大的四个植被指数,用于建立叶片下的 SPAD 估算反演方法。

表 4-7 叶片 SPAD 关于 4 种植被指数的估算反演

生育期	植被指数	回归方程	建模			验证		
			R^2	RMSE	RE/%	R^2	RMSE	RE/%
拔节期	GNDVI	$y = -141.01x^2 + 226.14x - 33.706$	0.610	3.970	8.207	0.590	3.942	7.945
	SAVI	$y = 628.38x^2 - 766.89x + 267.76$	0.581	4.052	8.680	0.485	4.628	9.527
	FD _{730/525}	$y = 0.3685x^2 + 5.312x + 26.528$	0.631	3.909	8.359	0.661	3.334	6.767
	FD _{(730-525)/(730+525)}	$y = 49.869x^2 - 0.856x + 33.396$	0.630	3.912	8.366	0.658	3.995	6.849
抽穗期	mNDVI ₇₀₅	$y = 356.75x^2 - 369.49x + 133.95$	0.678	3.442	6.386	0.601	3.471	6.241
	GRVI	$y = 4735x^2 + 211.62x + 37.594$	0.697	3.396	6.176	0.623	3.55	6.872
	FD _{730/525}	$y = 1.4865x^2 - 1.338x + 34.763$	0.714	3.341	6.234	0.737	2.545	4.650
	FD _{(730-525)/(730+525)}	$y = 103.07x^2 - 46.781x + 41.882$	0.707	3.362	6.244	0.620	2.909	5.287
开花期	VOG ₂	$y = 6011x^2 +$	0.526	3.904	7.714	0.482	4.386	8.094

		$694.82x + 59.784$						
	VOG ₃	$y = 4640.2x^2 + 571.66x + 57.35$	0.524	3.909	7.721	0.482	4.388	8.100
	mNDVI ₇₀₅	$y = 456.64x^2 - 543.76x + 200.24$	0.508	3.954	7.823	0.424	4.558	8.594
	VOG ₁	$y = 378.7x^2 - 1005.2x + 706.85$	0.493	3.996	7.871	0.439	4.512	8.369
	FD _{730/525}	$y = -1.7491x^2 + 17.518x + 9.508$	0.853	2.659	4.476	0.868	2.107	3.907
灌浆期	FD _{(730-525)/(730+525)}	$y = 67.286x^{0.5352}$	0.879	2.619	4.426	0.880	2.012	3.673
	GNDVI	$y = 117.61x^{1.3059}$	0.712	3.404	6.037	0.769	2.819	5.262
	VOG ₁	$y = -129.54x^2 + 428.85x - 297.58$	0.670	3.505	6.291	0.685	2.732	5.113

拔节期较为理想的模型,是根据 $FD_{730/525}$ 建立的,表达式是 $y = 0.3685x^2 + 5.312x + 26.528$, 建模的决定系数 R^2 做到了 0.631; 抽穗期较为理想的模型是根据 $FD_{730/525}$ 建立的,表达式是 $y = 1.4865x^2 - 1.338x + 34.763$, 建模的决定系数 R^2 提高到 0.714; 开花期较为理想的模型是根据 VOG_2 建立的,表达式是 $y = 6011x^2 + 694.82x + 59.784$, 建模的决定系数 R^2 为 0.526; 灌浆期较为理想的模型是根据 $FD_{(730-525)/(730+525)}$ 建立的,表达式是 $y = 67.286x^{0.5352}$, 建模的决定系数 R^2 高达 0.879, 结果明显看出高于三边参数和特征波段建立的估算模型。

4.5 小结

在冬小麦不同生育期,在冠层这个尺度层面进行比对后,发现比较理想的模型依次是根据 OSAVI、根据 PRI、根据 PRI 和根据 D_{762} 建立的;同时叶片尺度下比较理想的模型依次是根据 $FD_{730/525}$ 、根据 VOG_2 和根据 $FD_{(730-525)/(730+525)}$ 建立的。总结来看,无论是建模还是验证精度,根据植被指数建立的模型明显要高于三边参数和特征波段建立的模型。

第5章 基于多元回归模型的叶绿素含量估算

5.1 前言

偏小二乘回归 (PLSR) 起初是应用在分析化学领域, 主要由多元线性回归分析、主成分分析和典型的相关分析方法这三部分为主要内容所构成^[37]。它通常使用于在多因变量自变量下进行回归分析, 但与此同时它也包含了自变量及因变量间的关联分析, 因此能够对高光谱数据的维度进行降低, 使在二维水平上就可以很简单的分析与论证多维数据, 以及它在建模中也会同步注重提取自变量主成分, 让建模的精度不至于误差太大。

支持向量机 (SVM), 是构建在计算学习理论基础上的一个全新的机器学习方式^[38]。近年来, 支持向量机 (SVM) 成为新型专业, 现已被应用于农业远程遥感中^[39]。支撑向量机回归的问题参数, 这些参数它们直接影响着支撑向量机的问题类型、重复性和准确度, 而支撑向量机的实际表现也取决于上述基本参数。

本章上文提到的的一阶导数特征波束、与冬小麦叶绿素浓度相关更高的三个三边参数和八个植被指数共十二个参数, 为自变量, 通过偏小二乘 (PLSR) 和支持向量回归 (SVR) 两种多元回归模型通过 Python 软件工具平台进行模拟反演。

5.2 基于偏最小二乘 (PLSR) 回归估算反演

冬小麦叶片的叶绿素 (SPAD) 在不同生育时期, 所建立的估算模型决定系数 R^2 相较于单因子估算有了十分明显的提高 (表 5-1), 并都大于 0.725, 效果较为良好, 同时不同生长周期内的建模决定系数 R^2 按照生育期顺序依次是 0.807、0.832、0.725 和 0.918, 另外 RMSE 依次为 2.981、2.567、3.529 和 1.825, 其 RE (%) 依次是 6.44%、4.65%、6.98% 和 2.91%, 从建模数据结果中可以明显得出结论, 模型的建模和模型验证最为理想时期是灌浆期, 它的建模决定系数 R^2 高达 0.918, 验证决定系数 R^2 同样做到了 0.907; 建模和验证较为不理想的是开花期建立的模型, 其建模决定系数 R^2 只有 0.725, 验证决定系数 R^2 是 0.764。

表 5-1 叶片 SPAD 偏最小二乘 (PLSR) 回归的估算反演

时期	表达式	建模			验证		
		R ²	RMSE	RE(%)	R ²	RMSE	RE(%)
拔节期	$Y = 18747.650 * D_{763} + 24.516 * S_{red} - 0.830 * SD_r / SD_y - 2.628 * (SD_r - SD_y) / (SD_r + SD_y) + 2.031 * FD_{730/525} + 6.123 * FD_{(730-525)/(730+525)} - 13.016 * GNDVI - 118.781 * GRVI + 33.131 * OSVI - 18.125 * VOG1 + 30.162 * VOG3 + 9.175$	0.807	2.981	6.44	0.817	2.175	5.24
抽穗期	$Y = 13893.349 * D_{756} - 0.325 * SD_r / SD_b + 1.221 * SD_r / SD_y - 13.237 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) + 2.063 * FD_{730/525} + 7.857 * FD_{(730-525)/(730+525)} + 2.365 * mGNDVI_{705} - 148.156 * GRVI - 31.561 * GNDVI_{705} - 0.152 * VOG1 + 48.561$	0.832	2.567	4.65	0.825	1.959	4.24
开花期	$Y = 13993.269 * D_{756} + 0.643 * \lambda_{red} + 0.856 * SD_r / SD_y + 1.765 * FD_{730/525} + 3.069 * FD_{(730-525)/(730+525)} + 0.365 * mGNDVI_{705} - 66.399 * NDVI_{705} + 15.445 * CARI - 5.198 * VOG2 - 10.590 * VOG3 - 365.874$	0.725	3.529	6.98	0.764	2.817	5.78
灌浆期	$Y = 20985.602 * D_{761} + 0.656 * SD_r / SD_y - 214.218 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) - 48.023 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) + 0.839 * FD_{730/525} + 77.125 * FD_{(730-525)/(730+525)} + 36.551 * mGNDVI_{705} - 8.954 * GNDVI + 23.588 * NDVI_{705} - 79.021 * VOG1 - 95.038 * VOG2 + 298.951$	0.918	1.825	2.91	0.907	1.715	3.08

经过建模结果我们可以发现不同生育期预测精度提高明显相比较于普通线性回归模型，四个不同生育时期它们的验证决定系数R²依次为 0.817、0.825、0.764 和 0.907，RMSE 以此为 2.175、1.959、2.817 和 1.715，RE (%) 依次为 5.24%、4.24%、5.78%和 3.08%。与单因素估计模型对比后明显发现，采用偏小二乘法的多元回归模型准确度也有了提升，使冬小麦叶片 SPAD 的估计模式在某个程度上进行了更为显著的优化。

表 5-2 和图 5-2 是冠层 PLSR 建立的多元回归模型的建模和验证结果，冬小麦冠层的叶绿素 (SPAD) 在不同生育时期，所建立的估算模型决定系数R²相较于单因子估算有了较为明显的提高，决定系数R²并都大于 0.5，建模效果较为良好，同时在不同生长周期内的建模决定系数R²依次为 0.652、0.604、0.531 和 0.612，RMSE 依次为 3.017、4.024、4.265 和 3.716，RE 依次是 6.15%、8.54%、8.32%和 7.12%，建模和验证结果证实冬小麦叶片尺度下建立的模型明显要比冠层下的效果好的多，同时模型的建模和模型

验证最为理想时期是拔节期，它的建模决定系数 R^2 高达 0.652，验证决定系数 R^2 同样做到了 0.658；建模和验证较为不理想的是开花期建立的模型，其建模决定系数 R^2 只有 0.531，验证决定系数 R^2 是 0.509。

表 5-2 冠层 SPAD 偏最小二乘 (PLSR) 回归的估算反演

生育期	回归模型	建模		
		R^2	RMSE	RE(%)
拔节期	$Y = 470.233 * D_{762} + 0.222 * (SD_r / SD_b) + 45.294 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) + 24.232 * (SD_r - SD_y) / (SD_r + SD_y) + 247.259 * mGNDVI_{705} + 29.721 * GRVI + 90.234 * PRI - 401.926 * NDVI_{705} + 6.956 * VOG1 + 30.062 * VOG2 - 152.146$	0.652	3.017	6.15
抽穗期	$Y = -2283.552 * D_{545} - 23.175 * S_{blue} + 6.884 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) - 6.472 * (SD_r - SD_y) / (SD_r + SD_y) + 0.0245 * FD_{730/525} + 4.421 * FD_{(730-525)/(730+525)} + 3.128 * NDVI_{705} - 4.625 * GRVI + 11.927 * PRI + 5.187 * TCARI + 33.842$	0.604	4.024	8.54
开花期	$Y = 1172.561 * D_{983} - 0.028 * \lambda_{blue} - 0.215 * \lambda_{yellow} - 5.729 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) + 3.006 * mGNDVI_{705} + 0.012 * mGNDVI_{705} + 2.589 * GNDVI + 56.615 * PRI + 0.102 * VOG1 + 0.259 * VOG2 + 191.234$	0.531	4.265	8.32
灌浆期	$Y = 2233.254 * D_{751} - 0.524 * (SD_r / SD_y) - 112.364 * (SD_r - SD_b) / (SD_r + SD_b) * (SD_r - SD_y) / (SD_r + SD_y) - 5.213 * FD_{730/525} + 243.715 * FD_{(730-525)/(730+525)} - 88.267 * mGNDVI_{705} - 45.568 * GRVI - 425.956 * CARI - 49.265 * VOG2 - 1.268 * VOG3 - 21.657$	0.612	3.716	7.12

图 5-1 是对模型进行验证的对比结果图，经过建模结果我们可以发现不同生育期预测精度提高明显相比较于普通线性回归模型，四个不同生育时期它们的验证决定系数 R^2 依次为 0.658、0.616、0.509、和 0.654，RMSE 依次为 2.408、3.532、3.996、和 3.470，RE 分别是 5.4%、7.8%、7.1%、和 8.1%。对比不难发现，它的建模效果要远远好于单因子变量的线性回归模型，但是冠层 SPAD 建立的估算模型明显弱于叶片 SPAD 估算模型，还是具有一定的差异性的。

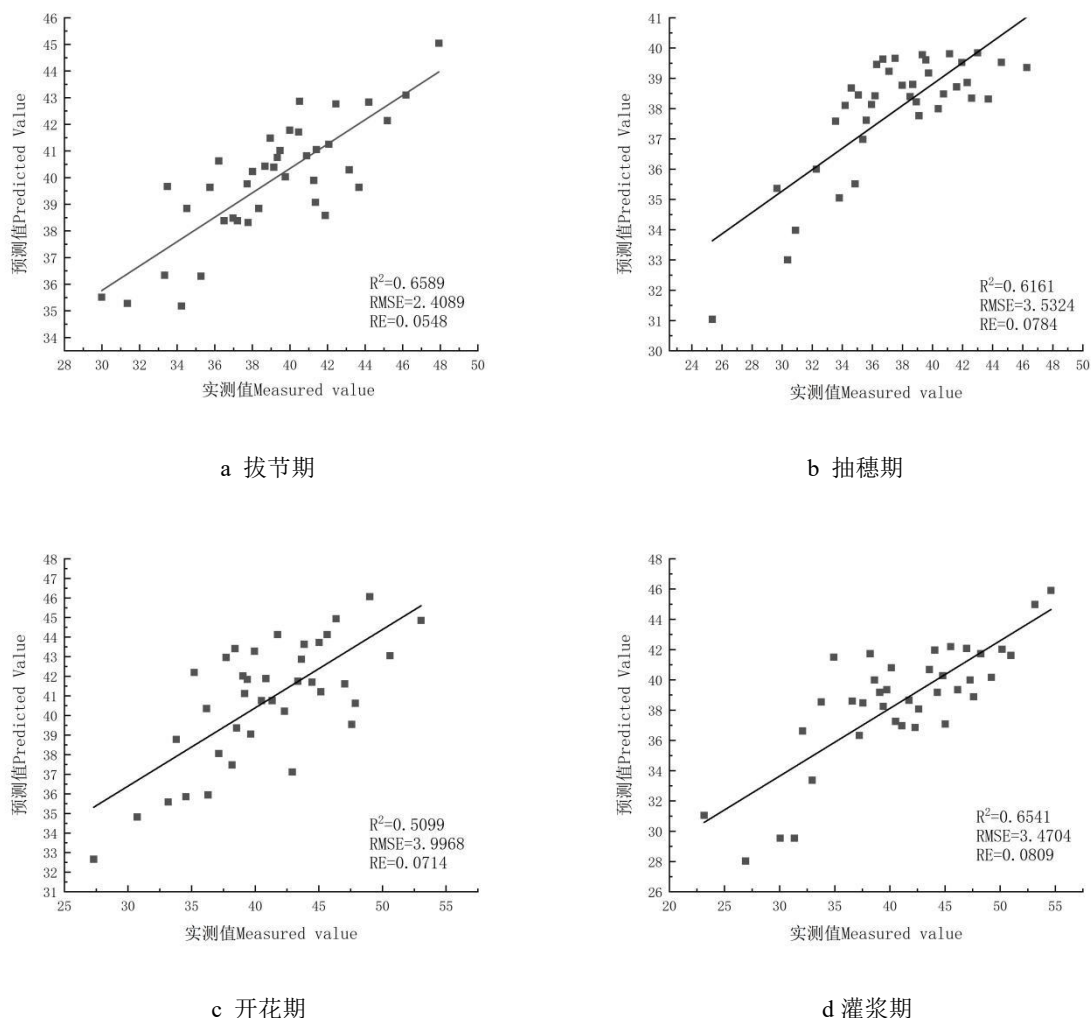


图 5-1 冠层 SPAD 偏最小二乘 (PLSR) 回归的估算验证

5.4 基于支持向量回归 (SVR) 估算反演

使用 LIBSVM 软件包也能够在 Python 中进行 SVR 计算, 根据核心函数类型选择了径向基核 (RBF), 经过一定范围的交叉检验定义, 并对其他参数则选取了在 LIBSVM 中设定的缺省参数, 而交叉检验也能够使用粗粒网格搜索技术实现^[40]。针对不同的后期惩罚, 参数 C 和 RBF 核函数中对参数 g 的选择也是有所不同的。

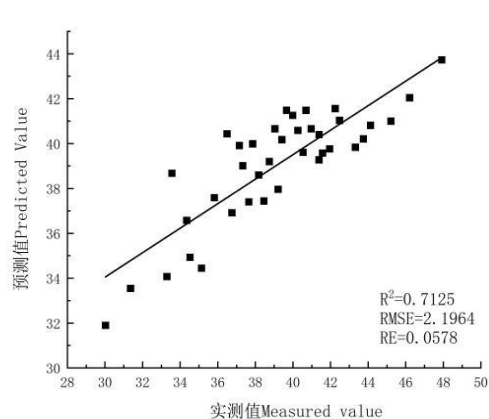
通过建模数据表明 (表 5-3), 采用 SVR 进行冬小麦叶片 SPAD 建模估算时, 当惩罚系数 C 为 1288576, 核函数参数 g 为 $6.15E-15$ 时, 灌浆期效果最佳, 建模决定系数 R^2 达到了 0.956, RMSE 为 1.982, RE 为 2.73; 其验证 R^2 达到了 0.926, REMSE 为 1.824, RE 为 3.05, 数据表明精度有了大幅提高。而冬小麦冠层 SPAD 建模时, 拔节期的模型

效果较为理想，它的建模决定系数 R^2 达到了 0.718，RMSE 为 2.047，RE 为 5.95%；其验证 R^2 达到了 0.712，REMSE 为 2.196，RE 为 5.78%，略弱于冬小麦叶片的建模精度，但 R^2 也均超过了 0.5，证明建模效果良好。

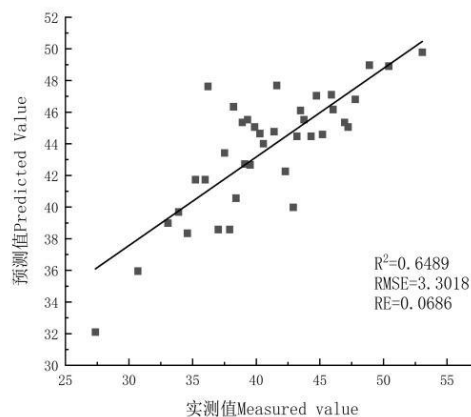
表 5-3 冬小麦 SPAD 支持向量回归 (SVR) 的估算反演

生育期	G	C	建模			验证			
			R^2	RMSE	RE(%)	R^2	RMSE	RE(%)	
叶片	拔节期	0.06324	512	0.872	2.125	4.26	0.815	2.412	4.94
	抽穗期	0.02128	64	0.908	2.546	3.85	0.867	2.035	3.57
	开花期	0.03125	128	0.812	2.428	5.40	0.801	2.618	5.12
	灌浆期	6.15E-05	1288576	0.956	1.982	2.73	0.926	1.824	3.05
冠层	拔节期	0.251	16	0.718	2.047	5.95	0.712	2.196	5.78
	抽穗期	0.125	8	0.675	2.564	6.12	0.648	3.30	6.86
	开花期	0.03125	128	0.617	3.257	7.57	0.620	2.620	6.95
	灌浆期	0.00124	54289	0.626	3.712	7.60	0.684	3.596	7.23

利用 SVR 对冬小麦四个生育时期进行建模和验证，经过建模结果我们可以发现不同生育期预测精度提高十分明显^[41]，相比较于普通线性回归模型，四个不同生育时期中冠层方面，建模较为理想的生育时期是拔节期，它的建模决定系数 R^2 达到了 0.718，RMSE 达到了 2.047，RE 为 5.9%，与普通线性回归估算模型和 PLSR 估算模型相比建模效果提高非常明显；叶片尺度下，建模较为理想的生育时期是灌浆期，它的建模决定系数 R^2 提高到了 0.956，RMSE 是 1.982，RE 为 2.7%，精度非常高，模型验证决定系数 R^2 达到了 0.926，RMSE 为 1.824，RE 为 3.0%，与普通线性回归估算模型和 PLSR 估算模型相比建模效果提高非常明显，叶片 SPAD 估算模型在精确度方面得到了非常大的优化。



a 拔节期



b 抽穗期

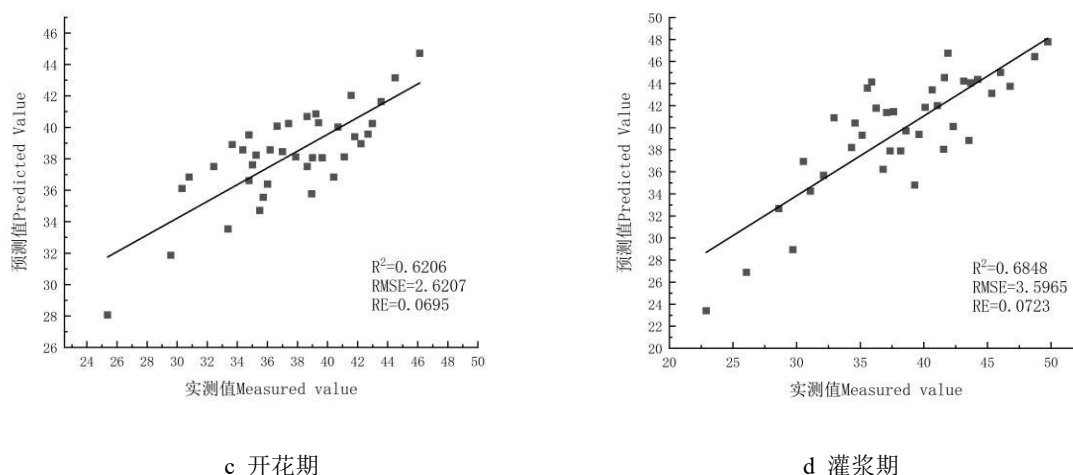


图 5-2 冠层 SPAD 支持向量回归 (SVR) 的估算验证

以冬小麦冠层为例如图 5-2，对模型进行验证的模拟结果图，经过建模结果我们可以发现不同生育期预测精度提高明显相比较于普通线性回归模型，四个不同生育时期它们的验证决定系数 R^2 依次是 0.712、0.648、0.620 和 0.684，RMSE 依次为 2.196、3.301、2.620 和 3.596，RE 依次为 5.7%、6.8%、6.9%和 7.2%。不管是与普通线性回归估算模型还是和 PLSR 估算模型相比较而言 SVR 的建模效果提高非常明显，冠层 SPAD 估算模型在精确度方面得到了非常大的优化。

5.5 小结

通过用偏小二加减法 (PLSR) 分析和计算上文中一阶导数特征波段、与冬小麦植物叶绿素浓度关联性较强的三个三边参量和八个植被指标共十二个技术参数对冬小麦冠层和叶片叶绿素浓度 (SPAD 值) 的影响的权重之后^[40]，以十二主要技术参数为自变量和因变量，以 SPAD 值为因变数分别建立出在不同生长时期对冠层和叶子影响的 SPAD 值估计模式；此外，利用在 LIBSVM 软件包和 Python 环境中，以十二个参数为自变量建立了关于冬小麦在不同生产时期冠层和叶子上的 SPAD 值的估算反演方法

使用偏小二乘法 (PLSR) 算法构建的叶绿素 SPAD 值估计模型，在各生育时期的建模准确度均较单因子估计模式都有所提高。冠层尺度下，相较于对应生育期精度最高的单因素模型建模，建模决定系数 R^2 依次提升了 54.23%、55.07%、83.54%、67.19%；叶片的四个生育期的建模决定系数 R^2 依次提升了 30.87%、18.63%、40.93%、4.98%，相

较于普通线性回归单因子模型提升显著。冠层方面在不同生育期所建立的模型进行验证的决定系数 R^2 相较于普通线性回归单因子模型精度提高了 46.52%、63.81%、46.49%、59.56%；而叶片方面在不同生育期所建立的模型进行验证的决定系数 R^2 依次提高了 23.95%、12.98%、49.34%、3.57%。

由表 5-3 可以看出，使用支持向量回归法（SVR）构建的冬麦子 SPAD 值估计模式在各生育期建模准确度较偏最小二乘（PLSR）估计模型均有所提高。冠层四个生育期，相较于对应生育期精度最高的偏最小二乘（PLSR）模型建模，建模决定系数 R^2 分别提高了 9.54%、10.49%、14.31%、1.21%；叶片的四个生育期的建模决定系数 R^2 依次提升了 9.12%、6.39%、9.33%、6.87%，相比于偏最小二乘（PLSR）模型提升显著。冠层方面在不同生育期所建立的模型进行验证的决定系数 R^2 相较于偏最小二乘模型精度提高了依次提升了 7.32%、4.25%、28.15%、6.08%；而叶片方面在不同生育期所建立的模型进行验证的决定系数 R^2 依次提高了 5.82%、6.69%、6.27%、3.18%。数据显示对冠层和叶片尺度冬小麦 SPAD 的估算模式都发挥了优化效果，但对冠层优化效应则更突出。

第6章 基于哨兵二号卫星影像的冬小麦长势监测

6.1 前言

使用搭载超高光谱图像光谱仪的低空无人机,就能够获取超高空间清晰度和光谱分辨率的超高光谱图像,从而完成对区域内植被健康监测和生长状况的遥感图像反演。无人机进行遥感反演的优势虽然十分突出,然而其自身属性的致命弱点注定不能承担起大区域快速定量实时监测,外加上技术条件上的限制,很难获得大面积的高光谱图像^[45]。所以,在大区域、大范围内,中低分辨率遥感技术数据一直是评价作物生理生化参数的关键数据源^[46]。从热成像、近红外到短波红外线,这些技术都有截然不同的空间清晰度。

本章将结合第四章和第五章的研究成果,以及利用哨兵二号卫星影像对研究区拔节期冠层尺度进行估算反演,并计算出反映叶绿素(SPAD)的遥感效果图,表6-1是拔节期冠层尺度下的SPAD值统计数据。

表6-1 冬小麦 SPAD 值统计分析

研究区位置	最大值	最小值	平均值	标准差	峰度	偏度
40.657N, 80.920E	49.241	26.554	40.231	3.421	0.148	0.254

6.2 数据选取

研究课题设计种的哨兵二号影像数据下载时间为2021年3月29日中午12点25分,地面观测时间是3月28日、3月29日和3月30日,尽量和卫星影像时间相对应,也是为了尽可能减小误差造成的数据偏差。影像数据都是选在阳光明媚的晴天进行,确保没有云雾的出现,否则卫星数据与地面数据难以匹配计算。哨兵二号携带的多光谱成像仪(MSI)可以获取包括10m多光谱影像,较为精确对于大地块数据处理等非常有利。首先要将原始数据在ENVI5.6中进行相关预处理操作,此流程均可以在ENVI5.6内按照步骤进行,不做累述。

6.3 光谱提取与仿真

本文将依据在实测中对各个取样点记录的位置及坐标信号,从图形中找出适当的取样点区域,以该点为中心,并选取约五米为半径的小圆为感兴趣区域(ROI)。采样点

的基本情况如图 6-1 所显示。使用 Statistics 感兴趣区域的光谱平均值进行统计，从而得出各个取样点的平均值光谱。

由于 ASD 手持光谱仪和哨兵二号卫星多光谱图像检测仪 (MSI) 的光谱宽度是不相同的，因此进行必要的仿真也是非常有必要的，因此根据对 MSI 的波谱的响应函数，可以通过对 ASD 手持光谱仪实际检测的反照率数值来仿真卫星的波束反照率，表达式如下。

$$R(\lambda) = \frac{\sum_{i=1}^n S(\lambda_i) R(\lambda_i) \Delta\lambda}{S(\lambda_i) \Delta\lambda} \quad (6-1)$$

表达式中 $R(\lambda)$ 通过仿真哨兵二号卫星波段进而形成反射率， n 为相应光谱函数应答时能够匹配的个数， $R(\lambda_i)$ 是 ASD 测得的实际对应冠层高光谱反射率， $S(\lambda_i)$ 为哨兵二号影像数据所自带传感器应答函数值， $\Delta\lambda$ 指的是光谱应答之间的间隔值。

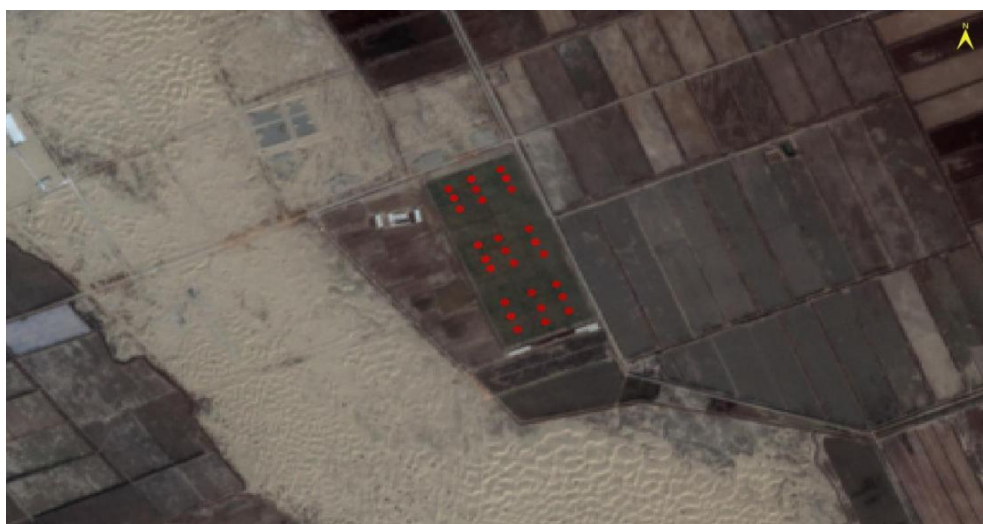


图 6-1 卫星影像及研究区采样点分布图

6.4 光谱指数相关性分析

通过多光谱或遥感图像的大数据分析预测作物生理各参数的最常用方法，是借由回归分析判断作物生理参数的同时与光谱值之间的相关程度，来做出对应的密切分析和解读，实现为系统建立相关的回归验证模式的最终目的。遥感光谱指数主要是将植物各个频段的光谱反射率动态响应或非线性结合，可以大大增强遥感信息对作物生理数据的可信度。因此本文在前人研究的基础上，根据相关度的密切关系与冬小麦最好的光谱指标类型，光谱指数相关分析见下表。

表 6-2 八种光谱指数

指数类型	表达式
RVI	R_{nir}/R_r
GNDVI	$(R_{nir} - R_\theta)/(R_{nir} + R_\theta)$
NPCI	$(R_r - R_b)/(R_r + R_b)$
VARI	$(R_\theta - R_r)/(R_r + R_\theta - R_b)$
GRVI	R_{nir}/R_θ
NDVI	$(R_{nir} - R_r)/(R_{nir} + R_r)$
DVI	$R_{nir} - R_r$
EVI	$2.5(R_{nir} - R_r)/(R_{nir} + 6R_r - 7.5R_b + 1)$

注： R_{nir} 、 R_r 、 R_b 和 R_θ 分别为近红外、红、绿和蓝波段的光谱反射率。

在相关性分析中，对从卫星图像上利用 envi5.6 进行分析得出的光谱和高光谱数据中获得的八个植被指数，然后再和拔节期的模拟光谱进行了比较。结果表明，模拟光谱中存在着较好的建模能力。由表 6-3 中可发现，八个光谱指标和 SPAD 的相关性都超过了 0.01 的优良标准，相关系数均大于 0.612。与 SPAD 关联度最高的光谱指数是 GNDVI，相关性分析达到 0.856。

表 6-3 拔节期 SPAD 与光谱指数相关性分析 (n=150)

指数类型	NPCI	VARI	GRVI	NDVI	DVI	EVI	RVI	GNDVI
系数关系	0.687**	0.612**	0.811**	0.755**	0.781**	0.782**	0.756**	0.856**

注：**：p<0.01.

6.5 冬小麦拔节期叶绿素 (SPAD) 估算反演

拔节期内，研究区域共计 180 个样本。选取 132 个样本建立通用模型，其余 48 个样本用于准确性测试。按照相关系数的大小选定表 6-3 里相关性最高的前四个光谱指数：DVI、EVI、GNDVI 和 GRVI，其相关系数都大于 0.781。如表 6-4 所示，利用选定的四个光谱指数进行建模和验证，结果表明：决定系数 R^2 都大于 0.5，RMSE 和 RE 都在合理范围内，模型精度较高；其中最佳模型是 GNDVI，表达式为 $y = -43.649x^2 + 96.126 + 11.922$ ，其建模的决定系数 R^2 为 0.712，验证 R^2 也达到了 0.715。

表 6-4 基于光谱指数冬小麦冠层 SPAD 估算反演

模型	回归方程	建模			验证		
		R^2	RMSE	RE(%)	R^2	RMSE	RE(%)
DVI	$y = -44.861x^2 + 50.61x + 25.261$	0.547	2.578	6.52	0.538	2.731	6.18

EVI	$y = -32.681x^2 + 57.53x + 15.418$	0.565	2.561	5.83	0.572	2.579	5.63
GNDVI	$y = -43.649x^2 + 96.126 + 11.922$	0.712	2.278	4.51	0.715	2.218	4.42
GRVI	$y = -0.0217x^2 + 0.946x + 30.85$	0.697	2.567	4.40	0.695	2.307	4.74

6.6 哨兵二号卫星遥感填图

将进行过预处理后的研究区域多光谱卫星图像利用 ENVI 5.6 进行反演处理，在 bandmath 中对相关波段利用表 6-4 中的表达式进行逐个像元解算，通过计算解算得出总的反演空间分布图，反演结果图主要是利用四种植被指数进行计算得出的，公式如下。

$$y = -44.861(DVI)^2 + 50.61x + 25.261 \quad (6-2)$$

$$y = -32.681(EVI)^2 + 57.53x + 15.418 \quad (6-3)$$

$$y = -43.649(GNDVI)^2 + 96.126 + 11.922 \quad (6-4)$$

$$y = -0.0217(GRVI)^2 + 0.946x + 30.85 \quad (6-5)$$

图 6-2 哨兵二号影像的叶绿素 SPAD 值根据 DVI、EVI、GRVI 和 GNDVI 四种植被指数进行的填图结果展示，像元灰度深浅度代表 SPAD 值的大小。利用图 6-2 与表 6-1 进行比较，研究区的 SPAD 值空间正反演分布情况中，SPAD 值的范围位于 25.353~48.698 之间，与地面上采用的叶绿素仪实际测量数值范围（26.554~49.241）基本相似，遥感填图效果良好，反演精度达到了比较准确的目标，证明反演结果具有较强真实可行性和现实可行性。

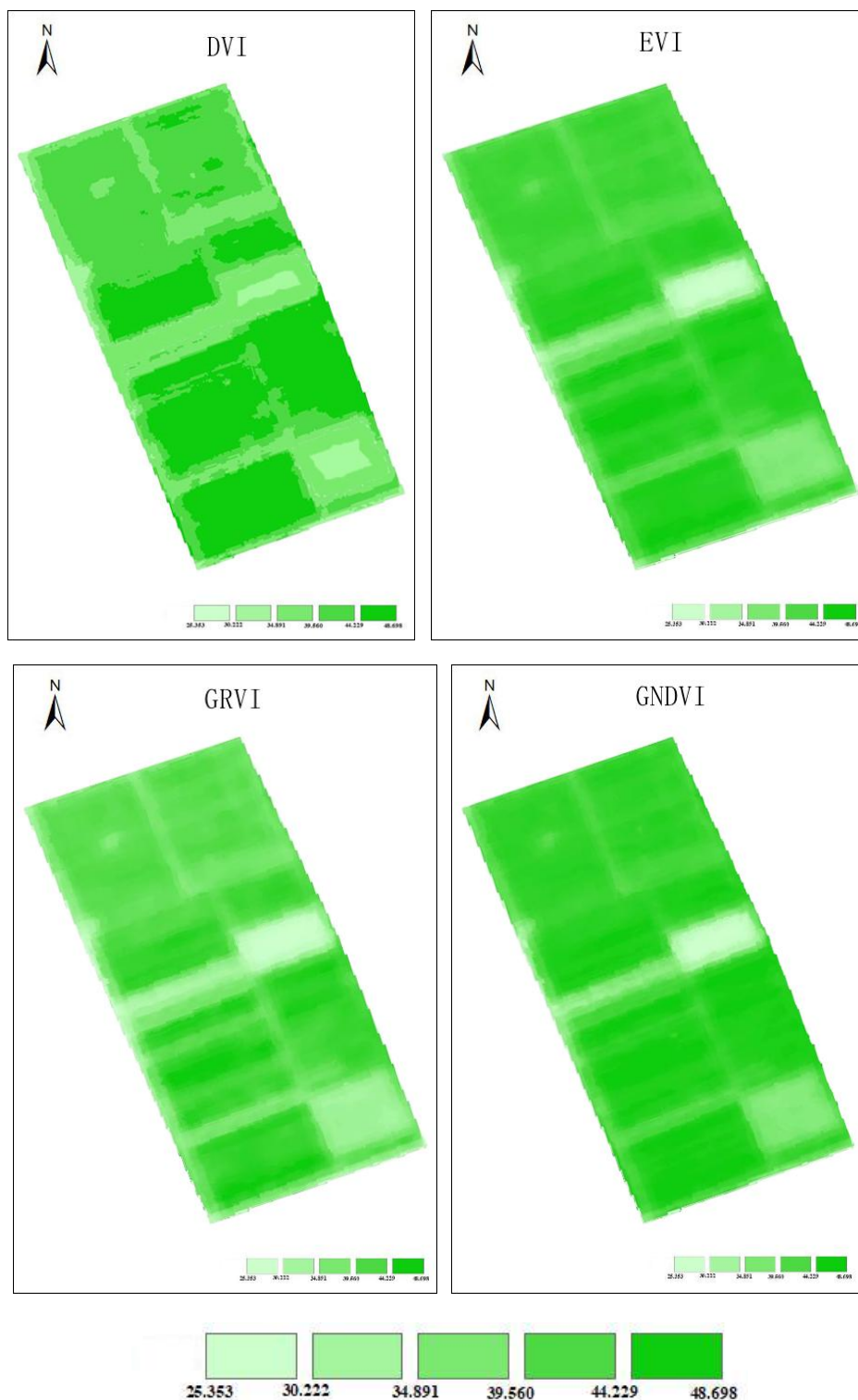


图 6-2 研究区冬小麦拔节期 SPAD 空间分布图

要提高遥感反演成果的真实感和可信度,就必须通过对基于四个主要光谱指标的逆演精度进行检测,来提高遥感地质填图效果的准确度。在研究区域的所有采样地点中选取九个可验证地点,共选取了四十五个试验地点,然后利用地理坐标信号在 SPAD 逆演

图上寻找相同的试验地点，并进行记录。在反演图分布情况上，以已设定的试验位置点为中心选取 3×3 窗口大小，然后再采用选取平均值的手段作为对该位置的估测值，由估计值和实测值模型的拟合结果进行回归分析后确定，如图 6-3 所述。

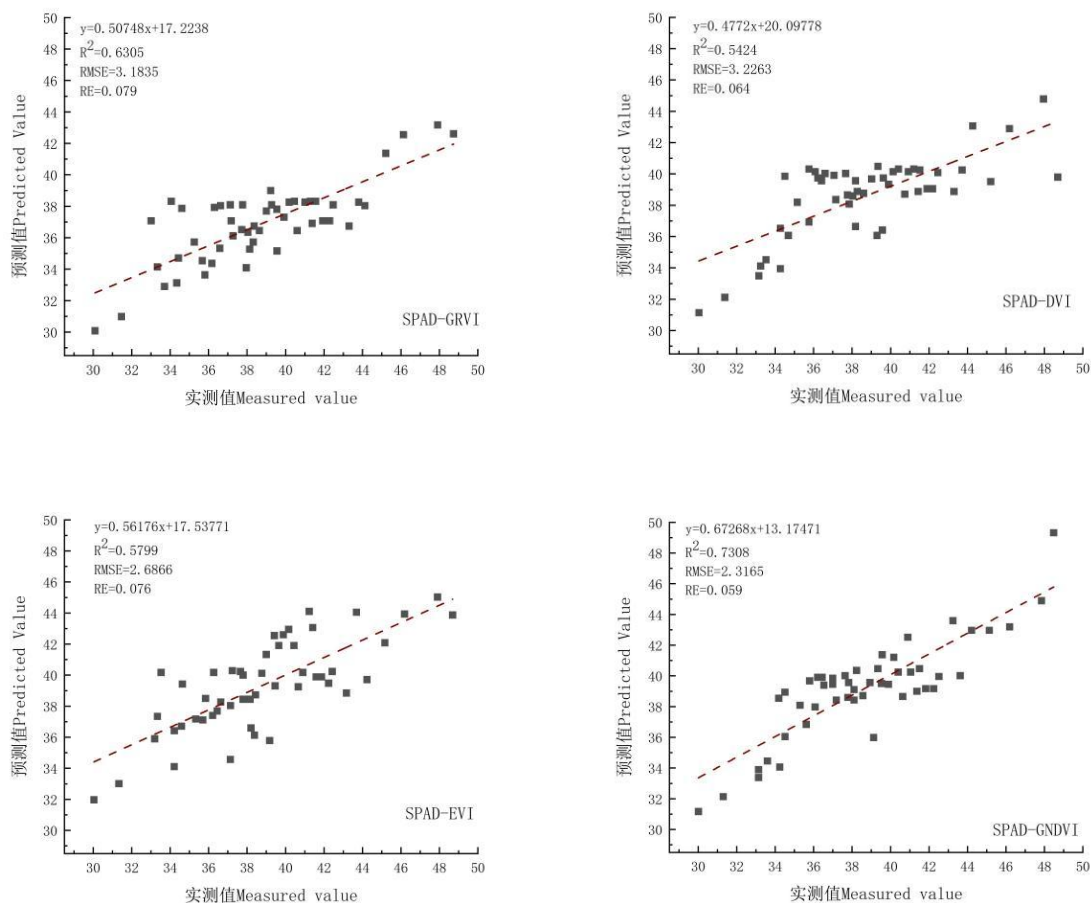


图 6-3 遥感填图结果验证

由图 6-3 验证效果图能够发现，根据 DVI、EVI、GRVI 和 GNDVI 所建立的估算模型反演的验证决定系数 R^2 依次为 0.542、0.579、0.630 和 0.730；四个 RMSE 依次是 3.226、2.686、3.183 和 2.316；RE 依次为 6.4%、7.6%、7.9% 和 5.9%。通过数据可以明显发现，根据 GNDVI 建立的模型精准度最为理想，它的验证决定系数 R^2 高达 0.730，效果极佳；DVI 的预测效果最差， R^2 仅为 0.542。

6.7 小结

本文以地面实测的最高光谱数据为基准，通过模拟哨兵二号卫星的光谱反射特征，

采用了与冬小麦叶绿素浓度 (SPAD) 值存在着良好关联的前八个光谱指数, 建立了关于拔节期冬小麦冠层叶片 SPAD 值的遥感检测反演的模型, 并运用了准确度较高的前四个光谱指标, 对研究区内同名地物实施了遥感填图与精准检测。

选取的光谱指标, 和冬小麦拔节期的 SPAD 值具有很重要的关系, 相关系数大于 0.5。其中, DVI、EVI、GRVI、GNDVI 和 SPAD 的相关系数为是 0.781、0.782、0.811、0.856。同时经过建模和遥感填图的验证效果可以得出, 通过对这四种光谱指数的反演结果进行验证检验分析得出, 其决定系数的 R^2 都大于 0.547, 精度最好的是根据光谱指数 GNDVI 建立的估算模型, 它的建模决定系数的 R^2 达到了 0.712, RMSE 是 2.278, RE 是 4.51%; 验证 R^2 达到了 0.715, RMSE 是 2.218, RE 是 4.4%, 因此可以利用光谱指数 GNDVI 对冬小麦拔节期的冠层叶绿素 SPAD 进行估算反演, 理论上可行并有一定实用性。

第 7 章 总结

7.1 主要结论

本文实验范围为研究区不同生长期的冬小麦，实验将于 2021 年 3 月至 5 月完成。通过采集四个生育期冬小麦的高光谱和相应的叶绿素浓度（SPAD），形成了基于高光谱数据的冠层和叶片二个尺度的单变量植物叶绿素浓度估算模式，通过选择高光谱数据，构建了偏小二乘法回归模型和支持向量回归模型，利用所建模型精度的对比分析来选出较为理想的模型，并使用哨兵二号卫星图像结合高光谱数据的模拟频段对拔节期冠层叶绿素浓度进行模型构建和遥感填图并进行验证。主要结果包括：

（1）不同生育时期冬小麦叶片叶绿素浓度差异很大，且随着生育进程的推移呈现逐步增大态势。而冠层与之变化不大一样，随着生长进程的推进，冠层叶绿素含量呈现先上升后下降的趋势。一般来说，叶片的 SPAD 值往往大于冠层的 SPAD 值。

（2）由于叶绿素浓度的提高，原始光谱的反射量在热成像区缩小，而近红外区扩大。各种叶绿素水平叶片的光谱反射率优于冠层，在紫外线波段上尤其明显。各种 SPAD 水平下叶子的红边特性也有所不同，随着 SPAD 技术水平的提高，红边的位置继续出现红移现象。在可见光波段上更为突出。不同 SPAD 水平下叶片的红边特征也不同，但随着 SPAD 水平的提高，红边的区域继续发生红移现象。随着时间生育期的延长，其光谱反射率在紫外线频段上越来越低，在近红外波段越来越好。而冠层的高光谱反射率，则在近热成像的频段上逐渐减弱而显著增强。

（3）在四个不同生育期条件下，冬小麦冠层下建模与试验效率最佳的分别为基于 OSAVI 所建立的二项式、基于 PRI 所建立的尺度条件下二项式、基于 PRI 建立的二项式、以及特征波段 D_{762} 所建立的二项式建立的模式，而经过比较与分析这四个是最理想的模式；叶片尺度下建模与验证效率最好的方法依次为基于 $FD_{730/525}$ 构建的二项式、基于 VOG_2 构建的二项式和基于 $FD_{(730-525)/(730+525)}$ 构建的幂函数建立的模型，通过对比分析这四种是叶片尺度下最理想的模型，最后将这三种单因素建立的估算模型和验证进行对比得出顺序：植被指数、三边参数、特征波段。

(4) 利用第四章已经得出的结论并以选定的高精度高光谱参数为自变数, 用偏最小二乘回归 (PLSR) 和支持向量回归 (SVR) 所建立的模型, 在各种生长期下都显示出了优异的拟合能力和估计准确度。PLSR 建立的模型的准确度明显要大大领先于单因子估计模型, 而通过数据分析发现 SVR 建立的模型的准确度又很比较高于 PLSR 建立的估算模型。也因此证实支持向量回归 (SVM) 是对冬小麦 SPAD 含量预测是最为理想可靠的。

选取的光谱指数与冬小麦拔节期的 SPAD 值有非常显著的相关性, 相关系数大于 0.5。其中, DVI、EVI、GRVI、GNDVI 和 SPAD 的相关系数为是 0.781、0.782、0.811、0.856。同时经过建模和遥感填图的验证效果可以得出,

(5) 利用哨兵二号卫星影像对冬小麦拔节期冠层叶绿素含量 (SPAD) 利用了四个光谱指数, 在进行了空间反演和精度测试后认为, 最佳方法应采用由 GNDVI 构建的估算模式, 通过对这四种光谱指数的反演结果进行验证检验分析得出, 其决定系数的 R^2 都大于 0.547, 精度最好的是根据光谱指数 GNDVI 建立的估算模型, 它的建模决定系数的 R^2 达到了 0.712, RMSE 是 2.278, RE 是 4.51%; 验证 R^2 达到了 0.715, RMSE 是 2.218, RE 是 4.4%, 因此通过准确可靠的数据表明基于哨兵二号卫星数据冬小麦叶绿素含量 (SPAD) 相关反演研究拥有可信度, 实验研究符合逻辑性和科研性。

7.2 创新点

本毕业课题设计对比以往传统的相关叶绿素含量反演有了大幅度的改进和创新, 使其更加贴合现代农业的发展和应用, 主要有以下三个方面:

(1) 本课题研究以南疆地区阿拉尔农一师八团冬小麦为对象, 在多个遥感平台上完成了大面积冬小麦叶绿素素 (SPAD 值) 的多光谱反演, 并创新性地完成了对大面积、不同生长期、冠层叶片不同尺寸和不同水平遥感检测并完成遥感填图设计的试验结果。

(2) 采用偏最小二乘回归 (PLSR) 和支持向量返回 (SVR) 技术的冬小麦 SPAD 高度光谱预测模型, 是由于使用敏感波束及其与 SPAD 高度相关的各种较高等值光谱参数而形成的结果, 与传统的单因素模型相比, 所建立的模型效果较为理想, 也明显增强了模型的预报准确度。

(3) 研究了基于哨兵二号多光谱数据对冬小麦叶片叶绿素含量 (SPAD) 进行估算反演, 同时建立冬小麦拔节期根据光谱指数并进行遥感填图的冠层叶绿素含量 (SPAD) 测算应用模型, 并创新性的应用了卫星数据对区域内冬小麦叶绿素含量 (SPAD) 进行监测模拟反演, 为后续研究者提供了较为理想的参考和依据。

7.3 展望

本课题项目设计考虑得比较全面, 选择了冬小麦的高光谱特征和低叶绿素浓度特征 (SPAD) 两种地面数据分析, 结合哨兵二号等卫星影像数据进行了分析论证, 并通过构建模型和进行高精度验证的对比数据分析, 为新疆地区冬小麦在各个生长发育阶段的叶绿素浓度预测提供了可靠的支持。然而, 由于实验条件的限制, 在后续研究工作中将会继续深入学习, 主要分为以下需要改善的三点:

(1) 研究试验区冬小麦品类、肥力管理和耕种管理方法。在不考虑这些影响因素的情形下, 本文直接使用样本点构建通用模式, 但是因为测试的梯度比较小, 很容易造成使得模型拟合效率较差。在未来的科学研究中, 对于大面积的冬小麦遥感技术反演, 将尽量选用温度梯度变化明显、统一管理的试验大田, 这样获取更为准确的反演结果更加有利于南疆的精准农业发展。

(2) 研究发现, 建模方法对估计结果的准确性有很大影响。采用以往的多元回归方法建模中, 利用 SVR 建立的冬小麦叶片估算模型具有较高的精度。由于时间关系, 本文没有将这种机器学习算法引入基于哨兵二号卫星图像的建模中。在后续研究中, 这种方法应作为研究重点加以尝试。

(3) 近些年来, 把地面非成像光谱数据和卫星图像的多光谱数据相结合, 进行全方位、多尺度的作物生长监控是目前定量遥感领域的主要发展趋势。本课题研究设想, 将地面高光谱数据和哨兵二号卫星的多光谱图像相结合, 进行对冬小麦冠层 SPAD 的空间分布模拟反演。但是, 由于受到地面图像品质和气候条件的影响, 反演过程仅包括了一个生长期 (拔节期)。整个生育期反演的可行性和准确性有待进一步研究。然而, 根据本研究的遥感成图效果, 在整个生育期内实施相同的原则并不困难, 可以实现冬小麦的遥感动态监测。

参考文献

- [1] 姜海玲,李耀,赵艺源,郑世欣,李悦.扬花期冬小麦冠层叶绿素含量高光谱遥感反演[J].吉林师范大学学报(自然科学版),2020,41(03):133-140.
- [2] 奚雪,赵庚星.基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶绿素含量反演及监测[J].中国农学通报,2020,36(20):119-126.
- [3] 罗桓. 县域夏玉米生长遥感监测与产量估算研究[D].南京信息工程大学,2020.
- [4] 王伟东. 冬小麦高光谱特征及其农学参数遥感监测[D].西北农林科技大学,2020.
- [5] 魏青,张宝忠,魏征,韩信,段晨斐.基于无人机多光谱遥感的冬小麦冠层叶绿素含量估测研究[J].麦类作物学报,2020,40(03):365-372.
- [6] 刘新杰,魏云霞,焦全军,孙奇,刘良云.基于时序定量遥感的冬小麦长势监测与估产研究[J].遥感技术与应用,2019,34(04):756-765.
- [7] 于沂卉,杨贵军,王崇倡.地面高光谱和 PROSAIL 模型的冬小麦叶绿素反演[J].测绘科学,2019,44(11):96-102+136.
- [8] 崔贝. 多平台红边波段冬小麦叶绿素含量反演及精准变量施氮研究[D].中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所),2019.
- [9] 王婷婷. 基于高光谱和哨兵二号卫星影像的冬小麦叶绿素遥感反演[D].西北农林科技大学,2019.
- [10] 高军波,韩勇,喻超,等. 河南省县域农作物生产空间格局演变及专业化分区研究[J]. 中国农业资源与区划, 2019, 40(7): 152-163.
- [11] 孙慧. 基于高光谱监测的干旱胁迫下冬小麦生长生理响应研究[D].山西农业大学,2018.
- [12] 舒方. 基于模型模拟和遥感图像的叶绿素含量估算[D].河北师范大学,2018.
- [13] 韩茜,张潇元,王树东,张立福,张霞,田静国.冬小麦典型多参量冠层高光谱反演的光谱指标敏感性研究[J].科学技术与工程,2017,17(25):89-97.
- [14] 陈明. 基于高光谱的抽穗期冬小麦冠层理化参数的估测研究[D].山东农业大学,2017..
- [15] 罗丹,常庆瑞,齐雁冰,李媛媛,李松.基于光谱指数的冬小麦冠层叶绿素含量估算模型研究[J].麦类作物学报,2016,36(09):1225-1233.
- [16] 姚付启,蔡焕杰,孙金伟,乔伟.平稳小波变换在冬小麦 SPAD 高光谱监测中的应用[J].应用生态学报,2015,26(07):2139-2145..
- [17] 罗丹,常庆瑞,齐雁冰,李媛媛,李松.基于光谱指数的冬小麦冠层叶绿素含量估算模型研究[J].麦类作物学报,2016,36(09):1225-1233.
- [18] 殷紫.不同生育期冬小麦生理生化参数高光谱估测研究[D].西北农林科技大学,2016.
- [19] 田静国,王树东,张立福,马超,张霞.应用高光谱植被指数反演冬小麦叶绿素含量的光谱指标敏感性研究[J].科学技术与工程,2016,16(15):1-8.

- [20] 任鹏.低温胁迫下冬小麦冠层高光谱变化特征及响应生理参数监测[D].山西农业大学,2015.
- [21] 张传波,李卫国,张宏,李伟,马廷淮,张琤琤,陈华.遥感光谱指标和神经网络结合的冬小麦地上部生物量估测[J].麦类作物学报,2022,27(01):14-25.
- [22] 许敏.南方丘陵路域植被叶绿素含量哨兵二号遥感定量反演研究[D].长沙理工大学,2020.DOI:10.26985/d.cnki.gcsjc.2020.000062.
- [23] 张志雯.基于哨兵二号的不透水面的空间异质性分析及提取研究[D].中国地质大学(北京),2020.DOI:10.27493/d.cnki.gzdzy.2020.000129.
- [24] 孙玉松.黄三角濒海区冬小麦长势遥感指标及其土壤盐分反演[D].山东农业大学,2021.DOI:10.27277/d.cnki.gsdnu.2021.001005.
- [25] 周敏姑,邵国敏,张立元,姚小敏,韩文霆.无人机多光谱遥感反演冬小麦 SPAD 值[J].农业工程学报,2020,36(20):125-133.
- [26] Science - Geoscience; New Data from Remote Sensing Technology Institute Illuminate Findings in Geoscience (Fusing Multiseasonal Sentinel-2 Imagery for Urban Land Cover Classification With Multibranch Residual Convolutional Neural Networks)[J]. Journal of Technology,2020.
- [27] Earth Observations and Remote Sensing; Studies from Hohai University Have Provided New Information about Earth Observations and Remote Sensing (Exploring the Spatial-temporal Dynamics of the Yangtze River Delta Urban Agglomeration Based On Night-time Light Remote Sensing Technology)[J]. Journal of Engineering,2020.
- [28] J. Leo Stalin,K. Senthil Kumar. Application of UAV Remote Sensing Technology for Sand Quarry Volumetric Audit and Environmental Impact Assessment: A Case Study Done in Neyvasal Sand Quarry, Cuddalore District, Tamil Nadu — India[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing,2020(prepublish).
- [29] Remote Sensing; Researchers at Remote Sensing Technology Institute Target Remote Sensing (X-modalnet: a Semi-supervised Deep Cross-modal Network for Classification of Remote Sensing Data)[J]. Technology News Focus,2020.
- [30] Information Technology - Information Science; New Research on Information Science from Remote Sensing Technology Institute Summarized (Detection of Undocumented Buildings Using Convolutional Neural Network And Official Geodata)[J]. Network Weekly News,2020.
- [31] S Anika,Anika S,Supriatna S,Erthalia M,Rokhmatuloh. Geothermal prospect areas based on physical characteristics using remote sensing at Cimandiri Fault, West Java[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2020,561(1).
- [32] Y H Ramadhani,Ramadhani Y H,Susanti R. Dynamics land cover changes of Wulan Delta in 2003-2017 approach by remote sensing technology[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2020,561(1).

- [33] Remote Sensing; Researchers from Remote Sensing Technology Institute Discuss Research in Remote Sensing (Spectral and Radiometric Measurement Requirements for Inland, Coastal and Reef Waters)[J]. *Journal of Technology*,2020.
- [34] Mingyang Liu,Liu Mingyang,Luo Xiangling,Liu Nan,Chen Lan' e. Application of Computer UAV Remote Sensing Technology in Building Engineering Surveying and Mapping[J]. *Journal of Physics: Conference Series*,2020,1578(1).
- [35] I. R. Orimoloye,O. O. Ololade. Spatial evaluation of land-use dynamics in gold mining area using remote sensing and GIS technology[J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*,2020(prepublish).
- [36] P. Krishna Krishnamurthy R,Joshua B. Fisher,David S. Schimel,Peter M. Kareiva. Applying Tipping Point Theory to Remote Sensing Science to Improve Early Warning Drought Signals for Food Security[J]. *Earth's Future*,2020,8(3).
- [37] Rakesh Ranjan,Abhilash K. Chandel,Lav R. Khot,Haitham Y. Bahlol,Jianfeng Zhou,Rick A. Boydston,Phillip N. Miklas. Irrigated pinto bean crop stress and yield assessment using ground based low altitude remote sensing technology[J]. *Information Processing in Agriculture*,2019,6(4).
- [38] Jessica MacSween,Shawn J. Leroux,Ken D. Oakes. Cross - ecosystem effects of a large terrestrial herbivore on stream ecosystem functioning[J]. *Oikos*,2019,128(1).
- [39] H S Al-Bahrani. Detecting and Monitoring The Magnetic Effect in Salty Water via Remote Sensing Technology using AQUA Device[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*,2018,454(1).
- [40] 梁栋,管青松,黄文江,黄林生,杨贵军.基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J].*农业工程学报*,2013,29(07):117-123.
- [41] 蔡庆空. 基于小波变换的冬小麦叶面积指数与叶绿素含量遥感反演[D].中国矿业大学(北京),2015.
- [42] 孙勃岩,常庆瑞,刘梦云.冬小麦冠层叶绿素质量分数高光谱遥感反演研究[J].*西北农业学报*,2017,26(04):552-559.
- [43] 张苏. 叶绿素密度遥感反演与冬小麦单产估算研究[D].西安科技大学,2014.
- [44] 奚雪,赵庚星.基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶绿素含量反演及监测[J].*中国农学通报*,2020,36(20):119-126.
- [45] 白丽. 基于高光谱数据的玉米 LAI 和叶绿素含量遥感反演方法的研究[D].石河子大学,2020.DOI:10.27332/d.cnki.gshzu.2020.000008.
- [46] 崔贝. 多平台红边波段冬小麦叶绿素含量反演及精准变量施氮研究[D].中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所),2019.DOI:10.27612/d.cnki.gyyys.2019.000024.

致谢

回顾过去二年的塔大研究生学业与生涯，许多忧伤与喜悦交织在我的头脑里，我真的很激动。在过去的二年里，我都能记住与老师和师兄师姐们交流的点点滴滴，这也使我产生了感动之情。特别是我刚开始撰写论文至今，从整理数据到最后完成，我碰到了不少问题和麻烦；导师李教授的细心引导，以及同学们帮助我克服和处理了上述问题。在此，我要向他们致以最诚挚的谢意！

首先，在毕业设计的顺利完成及其后所取得的相关科研成果基础上，以及我在科研工作中所获得的每一个进步，均离不开我的导师李旭教授的指导和点评，您以渊博的科学知识、严格的专业知识精神、认真的管理工作心态、平易近人的言行及其后孜孜不倦的教育奉献精神，让徒弟我终身获益。在我二年的求学时期，所带给我的不论是在生活上或是学业上的都使我受用与终身教育，心中的感谢无以言表，在此向我的李老师表达我最诚挚的问候与最诚挚的尊敬！

同时感谢我的师兄石俊、阿迪力·克热木、朱家玮、孙占海、唐梓涯，同门刘钊廷、涂巧珍、孙亚荣、洪国军、石子琰，我的同学杨野、李家毅、王玉范、祁金文、尹聪、郝光旭、崔帅帅、高扬、姚诚德、阿拉法特、秦小龙、木沙江、杨改改、王婷婷在研究生生涯对我的学习方面和秋招工作方面帮助和意见，使我能够顺利完成学业任务和各项科研目标。

最后，我要谢谢所有参加过我毕业论文审查与答辩的导师和专家，也谢谢他们对我这二年学习成绩的评估与辅导，也谢谢他们对我的毕业论文所提供的意见与建议，让我更明确了自己的方向。我将在未来的学业与生活中加倍努力，变成一名更实用的人！祝你健康！一切顺利！

