网络出版时间:2026-01-09 DOI:10.13207/j.jnwafu.2026.07.012

# 基于特征光谱优化组合模型的马铃薯叶片SPAD值估测

苏亚拉其其格[1],邹存慧[1],杨萱蔓[1],星可[1],樊明寿[2],田艳花[3],刘广晶[3]
(1 内蒙古农业大学 草业学院,内蒙古 呼和浩特 010019;2 内蒙古农业大学 农学院,内蒙古 呼和浩特 010011;
3 内蒙古中加农业生物科技有限公司,内蒙古 乌兰察布 011808)

[摘 要] 【目的】探讨基于特征光谱优化组合的马铃薯叶片SPAD值高光谱估算方法,为实现马铃薯叶片SPAD值精准、高效、大面积监测提供理论依据。【方法】于2020-2022年分别测定不同供水条件下马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期叶片高光谱数据和SPAD值,提取各生育期敏感波段、一阶微分、光谱吸收特征参数和植被指数4种特征光谱,建立单一类型的特征光谱与SPAD值之间的线性模型;在此基础上,构建基于敏感波段、一阶微分特征波段、光谱吸收特征参数和敏感植被指数优化组合的SPAD估算模型,并对模型精度进行验证。【结果】在不同供水条件下,马铃薯倒四叶片SPAD值随干旱胁迫程度的加剧而显著增加;苗期和块茎形成期的冠层高光谱反射率在充足灌溉处理下最大,适度胁迫处理次之;而块茎膨大期则在充足灌溉处理下明显高于其他处理,其次是过量灌溉处理。利用单一敏感波段、一阶微分、光谱吸收特征参数或植被指数的马铃薯叶片SPAD估算模型效果均较差,但利用上述4种特征光谱优化组合建立的马铃薯各生育时期叶片SPAD估算模型均优于单一特征光谱。基于优化组合构建的SPAD值预测模型的精度,在苗期以RF模型($R^2$=0.630)最优,其训练集和测试集$R^2$分别为0.833和0.490;在块茎形成期和块茎膨大期均以Poly模型($R^2$分别为0.490和0.526)最优,前者的训练集和测试集$R^2$分别为0.661和0.471,后者的训练集和测试集$R^2$分别为0.538和0.438。【结论】基于4种特征光谱的优化组合模型对不同供水条件下马铃薯叶片SPAD值具有较好的预测能力,是估算马铃薯SPAD的一种实时高效方法。

[关键词] 马铃薯;SPAD值;高光谱;特征光谱组合;估测模型
[中图分类号] S532 [文献标志码] A [文章编号] 1671-9387(2026)07-0109-12

# Estimation of SPAD value of potato leaves based on the optimized combination model of characteristic spectra

SUYALA Qiqige[1],ZOU Cunhui[1],YANG Xuanman[1],XING Ke[1],FAN Mingshou[2],
TIAN Yanhua[3],LIU Guangjing[3]
(1 *College of Grassland Science,Inner Mongolia Agricultural University,Hohhot,Inner Mongolia* 010019,*China*;
2 *College of Agronomy,Inner Mongolia Agricultural University,Hohhot,Inner Mongolia* 010011,*China*;3 *Inner Mongolia Zhongjia Agricultural Biotechnology Co.,LTD,Ulanqab,Inner Mongolia* 011808,*China*)

**Abstract**:【Objective】This research aims to explore the hyperspectral estimation method of SPAD value of potato leaves based on the optimized combination of characteristic spectra,to provide a theoretical basis for the accurate,efficient and large-scale monitoring of the SPAD value of potato leaves.【Method】In this study,the hyperspectral data and SPAD value of potato leaves were measured respectively during the seedling stage,

[收稿日期] 2025-04-30 [修回日期] 2025-05-29
[基金项目] 国家自然科学基金项目"基于高光谱的马铃薯水分状况实时监测及节水灌溉推荐"(31960388);内蒙古自然科学基金项目"基于高光谱特征参数的马铃薯长势关键参数实时监测及精准灌溉研究"(2023LHMS03046)
[作者简介] 苏亚拉其其格(1988-),女(蒙古族),内蒙古通辽人,副教授,硕士生导师,主要从事马铃薯水分管理及农业高光谱遥感研究。E-mail:imauqiqige@163.com

tuber formation stage, and tuber expansion stage from 2020 to 2022. Four types of data, namely sensitive bands, first-order differential characteristic spectra, spectral absorption characteristic parameters, and spectral indices, were recorded in each growth period. The linear models between the single type characteristic spectra and the SPAD values were analyzed. On this basis, the SPAD estimation models were constructed based on the optimized combination of the characteristic bands of the original spectra, first-order differential characteristic bands, spectral absorption characteristic parameters, and sensitive spectral indices, and the accuracy of the model was verified.【Result】Under different water supply conditions for soil, the SPAD value of the fourth leaf from the top of potato plants increased significantly with the intensification of drought stress. During the seedling stage and tuber formation stage, the canopy hyperspectral reflectance was the highest under the sufficient irrigation treatment, followed by that under the moderate stress treatment. During the tuber expansion stage, the canopy hyperspectral reflectance was the highest under the sufficient irrigation treatment, followed by that under the excessive irrigation treatment. The estimation models of SPAD value of potato leaves based on the combination of single sensitive band, first-order differential characteristic spectra, spectral absorption characteristic parameters or indices showed poor performance. However, the estimation models of SPAD values of potato leaves at various growth stages established by the optimized combination of the above four types of characteristic spectra all showed better performance than those based on single characteristic spectrum. For the SPAD value estimation models based on the optimized combinations, during the seedling stage, the RF model ($R^2$=0.630) showed the highest accuracy, with the $R^2$ value being 0.833 for its training set and 0.490 for its test set. During the tuber formation stage and tuber expansion stage, the Poly model showed the highest accuracy (with $R^2$ values being 0.490 and 0.526, respectively). For the tuber formation stage, the $R^2$ values of the training set and test set were 0.661 and 0.471, respectively. For the tuber expansion stage, the $R^2$ values of the training set and test set were 0.538 and 0.438, respectively.【Conclusion】The optimized combination of the four characteristic spectra shows a good predictive ability for the SPAD values of potato leaves under different water supply conditions, and it is an efficient real-time method for estimating the SPAD value of potato.

**Key words**: potato; SPAD value; hyperspectral; characteristic spectral combination; estimation models

马铃薯是全球第四大粮食作物,其产量与品质对保障粮食安全意义重大[1]。叶片叶绿素含量作为反映植物光合速率、氮素水平以及植株健康状况的关键指标[2-3],与光合作用效率及块茎的形成和膨大过程密切相关。SPAD(soil and plant analyzer development)值作为叶绿素相对含量的量化表征,已成为精准农业管理中作物生长过程中水分状况与养分状况诊断的重要依据[4]。传统SPAD值测定依赖便携式仪器单点采样,存在耗时、易破坏样本及空间代表性不足等局限,难以满足大田尺度快速监测与动态调控需求[5]。

高光谱遥感技术凭借其连续、窄波段的光谱信息采集能力,为作物生理参数的无损估测提供了有效途径。冠层光谱反射率包含了叶片结构、生化组分及群体冠层结构的综合信息,通过挖掘光谱特征参数与SPAD值的内在关联,可构建稳健的反演模型[6-8]。近年来,国内外学者在很多作物上已取得显著进展[9-11]。夏玉米冠层光谱反射率在可见光波段随玉米冠层SPAD值增加而下降,在近红外波段却与之相反;采用原始光谱反射率、一阶微分光谱监测夏玉米冠层SPAD值的最敏感波段分别为700和690 nm[12]。也有研究表明,基于高光谱反射率提取的红边位置(REP)能够准确估计植被叶绿素含量[13]。YAMASHITA等[14]利用机器学习算法和绿茶叶绿素高光谱敏感波段建立了较好的叶绿素反演模型;李媛媛等[15]通过玉米叶片的一阶微分光谱获得不同光谱位置参数,并利用与SPAD值相关性最高的4种光谱位置参数构建BP神经网络模型,模型估算精度较高;尹航等[16]运用最佳敏感波段586和462 nm、586和498 nm建立了优化光谱指数RSI和NDSI,并且重新构建的优化光谱指数预测模型可靠性及精度均有显著提升。刘露等[12]基于敏感波段、光谱指数和最优波段组合建立的夏玉米SPAD值的回归模型中,以(SDr−SDb)/(SDr+SDb)指数构建的二次多项式模型,以及基于405,408,700 nm波段组合建立的线性回归监测模型为

夏玉米植株冠层SPAD值光谱监测适宜模型，且$R^2$大于0.539。崔小涛等[17]通过筛选油菜叶片SPAD敏感光谱参数，构建了基于光谱参数的单因素模型、偏最小二乘回归模型和多元线性逐步回归遗传算法优化的单隐层BP神经网络SPAD估测模型。由明明等[18]针对油菜不同生育期，利用其光谱指数构建了叶片SPAD值随机森林估测模型。然而，现有模型多依赖经验波段筛选或以单一光谱指数监测为主，缺乏多种特征光谱优化组合监测效果对比研究，尤其在马铃薯生长发育过程中，不同生育期冠层结构动态变化显著，土壤背景光谱贡献差异大，如何从冠层高光谱数据中提取稳健的特征参数，构建高精度、适合关键生育时期的SPAD值估测模型，仍是亟待解决的问题。

本研究基于高光谱技术，在不同供水条件下，通过大田试验同步采集马铃薯冠层高光谱数据与叶片SPAD值，系统分析不同生育阶段光谱反射率的动态变化规律，以及其与叶片SPAD值的耦合关系，运用相关性分析筛选敏感波段、光谱吸收特征参数和光谱植被指数，构建多源特征参数优化组合的马铃薯关键生育时期叶片SPAD值估测模型，旨在为马铃薯长势及养分精准管理提供技术支撑，推动高光谱遥感在马铃薯精准栽培中的实际应用。

# 1　材料与方法

## 1.1　试验地概况

于2020－2022年5－9月在内蒙古呼和浩特市赛罕区南舍必崖村（41°27′ N，112°63′ E）的防雨塑料大棚内进行田间试验。试验点属温带大陆性季风气候，多年平均气温3.3 ℃，无霜期118～128 d，田间土壤类型为栗钙土，0～60 cm土层土壤基本理化性质为：pH值8.10，有机质含量15.60 g/kg，全氮含量0.72 g/kg，有效磷含量38.50 mg/kg，速效钾含量193.70 mg/kg。2020年供试马铃薯品种为克新1号和斯潘特，2021和2022年供试马铃薯品种均为克新1号，全部由内蒙古乌兰察布马铃薯繁育基地提供。3年播种的种薯大小均为45 g左右。

## 1.2　试验设计

2020、2021和2022年分别于5月10日、5月15日和5月12日进行播种。试验采用滴灌方式进行灌溉，灌溉量人为控制。滴灌带为双孔，间距20 cm。播种前，为保证出苗率，灌水至田间最大持水量。2020年田间最大持水量为28.64%，土壤体积质量为1.35 g/cm$^3$；2021和2022年田间最大持水量相同，均为39.34%，土壤体积质量分别为1.20和1.18 g/cm$^3$。表1为2020－2022年在马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期分别设置的5个灌水梯度，即过量灌溉（excessive irrigation，EI）、充足灌溉（adequate irrigation，AI）、适度胁迫（moderate stress，MS）、重度胁迫（severe stress，SS）和极度胁迫（extreme stress，ES），水分梯度参照前期研究结果[19]，在其基础上增加了过量灌溉和极度胁迫处理。出苗后开始，每隔3～4 d测定1次土壤含水量，当土壤实际含水量低于设定的目标含水量时进行灌水，灌水量由前后两次灌水间的水分损耗量来决定；通过水表来保证浇水至目标土壤含水量，计划湿润深度为60 cm。

**表1　2020－2022年的灌水梯度试验设计**

Table 1　Experimental design of irrigation gradients from 2020 to 2022　　%

| 生育时期 Growth stage | 灌溉梯度 Irrigation gradient | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 过量灌溉 Excessive irrigation（EI） | 充足灌溉 Adequate irrigation（AI） | 适度胁迫 Moderate stress（MS） | 重度胁迫 Severe stress（SS） | 极度胁迫 Extreme stress（ES） |
| 苗期 Seedling stage | 75 | 65 | 50 | 35 | 25 |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | 85 | 75 | 60 | 45 | 35 |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | 95 | 85 | 70 | 55 | 45 |

注：灌水梯度以田间最大持水量的比例表示。

Note：The irrigation gradient was shown as percentage of the maximum field water holding capacity.

试验小区随机排列，每小区面积为36.0 m$^2$（6.0 m×6.0 m），每个处理3次重复。为防止倒伏烂根，人工进行起垄，垄高30 cm，行距70 cm，株距20 cm，相邻小区间保护行为1 m，种植密度为75 000株/hm$^2$。所有处理施肥量一致，均按照当地施肥水平决定，即基施氮肥（尿素，N 101.70 kg/hm$^2$）、磷肥（过磷酸钙，$P_2O_5$ 468.75 kg/hm$^2$）、钾肥（硫酸钾，$K_2O$ 124.80 kg/hm$^2$）；追施氮肥（尿素，N 1 062.75 kg/hm$^2$）、磷肥（过磷酸钙，$P_2O_5$ 1 875.00 kg/hm$^2$）、钾肥（硫酸钾，$K_2O$ 1 375.20 kg/hm$^2$）。2020－2022年追肥时间分别在6月26日、6月24日和6月28日，将肥料溶于水，分别流入每个试验小区。

### 1.3 测定项目及方法

1.3.1 土壤含水量和灌水量 出苗后,每隔3 d测定1次土壤含水量。每次在去除保护行的其他行呈“S”形曲线选定位置,分别在垄上、垄沟以及滴灌孔正下方取土样。每个小区取5个位置0~60 cm的土层,每20 cm为一层,分别装至铝盒中,称其鲜质量,随后放置烘箱105 ℃烘干至恒质量,称其干质量,计算土壤实际含水量和灌水量。

土壤实际含水量=(土壤鲜质量-土壤干质量)/土壤干质量×100%;

灌水量=灌水面积×灌水深度×土壤体积质量×(土壤目标含水量-土壤实际含水量)。

1.3.2 马铃薯叶片SPAD值 与光谱测定同步。2020年,分别在出苗后18,37和52 d进行苗期、块茎形成期和块茎膨大期的叶片SPAD值测定;2021年,分别在出苗后17,34和53 d进行苗期、块茎形成期和块茎膨大期的叶片SPAD值测定;2022年,分别在出苗后19,37和54 d进行苗期、块茎形成期和块茎膨大期的叶片SPAD值测定。每个处理8次重复,即取8株。测定时,利用叶绿素仪(SPAD-502)在田间快速、无损测定马铃薯倒四叶SPAD值,测定位点为顶小叶的叶片顶部[20]。

1.3.3 高光谱数据的测定和处理、模型构建及检验 高光谱反射率的测定时间与叶片SPAD值一致,即在苗期、块茎形成期、块茎膨大期各取样1次,随机选取8个点进行测定,每个点测定5个数据。高光谱数据的采集使用SVC1024i光谱仪,该仪器的光谱范围337~2 521 nm。测定时必须在晴朗无云的环境条件下,于10:00到14:00进行。测定时选取具备代表性、无病害的植株样本,将传感器的探头方向垂直向下,光纤视场角的度数为25°,距离冠层顶端的垂直距离大约在45 cm,测量过程中用标准白板及时对每组目标的观测前后进行校正。

本研究共提取540组高光谱数据以及与之对应的540个马铃薯倒四叶片SPAD值数据,其中苗期、块茎形成期、块茎膨大期分别为180组数据,在每个生育时期的数据集中,通过分层抽样法选择30个作为独立验证集,其余的再以7:3比例划分为训练集和测试集,即105个为训练集数据,45个为测试集数据,构建多元线性回归模型(multiple linear regression,MLR)、多元二次多项式回归模型(multivariate quadratic polynomial regression,Poly)和随机森林(random forest,RF)模型。MLR模型是分析一个因变量(响应变量)与多个自变量(解释变量)之间线性关系的统计方法,是简单线性回归在多变量场景下的延伸,其表达式为:

$$Y=\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\cdots\cdots+\beta_nX_n+\epsilon。$$

式中:$Y$是因变量;$X_1,X_2,\cdots\cdots,X_n$是自变量;$\beta_0$是截距项;$\beta_1,\beta_2,\cdots\cdots,\beta_n$是各个自变量对应的回归系数,其衡量了自变量每变化一个单位时因变量的平均变化量;$\epsilon$是随机误差项,代表了模型中未被解释的部分,通常假设其服从均值为0、方差为$\sigma^2$的正态分布。

Poly模型是通过引入多个自变量的二次项及交互项扩展一元模型,表达式为:

$$Y=\beta_0+\sum_{i=1}^{p}\beta_iX_i+\sum_{i=1}^{p}\beta_{ii}{X_i}^2+\sum_{1\leqslant i\leqslant j\leqslant p}\beta_{ij}X_iX_j+\epsilon。$$

RF模型是由多个决策树构成的集合模型,决策树是类似于流程图的树形结构,通过对特征的不断划分来实现对样本的分类或回归。随机森林通过构建大量决策树,并将其预测结果进行整合(分类任务通常采用投票法,回归任务一般采用平均法),以此提升模型准确性、稳定性和泛化能力,降低单一决策树可能出现的过拟合风险。

上述3种模型中,MLR和Poly原理直观,计算效率高,能够捕捉非线性关系,是可视化模型;而RF预测精度高,能处理高维数据和缺失值,虽为非可视化模型,但其计算快,可按需选择模型类型。模型的效果通常用比较决定系数($R^2$)和均方根误差(RMSE)验证。$R^2$用来衡量模型对数据的拟合程度,取值范围在0~1,$R^2$越接近1,说明模型对因变量的解释能力越强,即自变量能够解释因变量的大部分变异。RMSE是均方误差的平方根,反映模型预测值与实际值之间的平均误差大小,其值越小表示模型预测精度越高。

本研究中,响应马铃薯叶片SPAD值的敏感波段反射率、一阶微分特征波段、特征光谱参数和敏感植被指数的筛选均运用相关性分析,并建立基于相关系数最高的每个单一特征光谱的马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期叶片SPAD值估测模型。同时,为了增强模型精度,将上述4种特征光谱进行组合,共同构建基于特征光谱优化组合的马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期叶片SPAD值监测模型。相关的光谱吸收特征参数在Rg/Rr、(Rg-Rr)/(Rg+Rr)、Db和SDy等25个常用参数中,通过相关性分析从每个生育时期筛选出相关系数最大

的前2个参数，其中Rg为max（光谱数据在510～560 nm）、Rr为min（光谱数据在640～680 nm）、Db为max（蓝边一阶导数在490～530 nm）、SDy为∑（黄边一阶导数在550～582 nm）。而相关的光谱植被指数则从MCARI、TCARI、TVIBL、MTVIb、MTVIa和TCI等46个常见指数中通过相关性分析，分别筛选得到3个生育时期的最佳植被指数，具体如下。

$$MCARI=(R_{700}-R_{670})-0.2\times(R_{700}-R_{550})\times(R_{700}/R_{670});$$

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

$$TVIBL=0.5\times[120(R_{750}-R_{500})-200(R_{670}-R_{550})];$$

$$MTVIb=MTVIa/[sqrt(MTVIa-0.5)];$$

$$MTVIa=1.2\times[1.2\times(R_{800}-R_{550})-2.5\times(R_{670}-R_{550})];$$

$$TCI=1.2(R_{700}-R_{550})-1.5(R_{670}-R_{550})\times(R_{700}/R_{670})^{0.5}。$$

### 1.4　数据分析

本试验所得到的数据运用Microsoft Excel 2013进行整理；利用SPSS 18.0进行方差分析；采用Matlab 2016软件自编程进行模型构建及制图。

## 2　结果与分析

### 2.1　马铃薯不同生育时期叶片SPAD值与高光谱反射率的变化

由表2可以看出，不同供水条件下，马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期倒四叶片SPAD值均存在显著差异。在苗期，克新1号品种的叶片SPAD值均表现为极度胁迫＞重度胁迫＞适度胁迫、充足灌溉＞过量灌溉，且达到显著水平；斯潘特品种的叶片SPAD值变化与之相似，即在极度胁迫处理下显著高于重度胁迫处理，二者均显著高于其余3个处理。在块茎形成期，马铃薯叶片SPAD值均在极度胁迫处理下最高，重度胁迫处理下次之，适度胁迫、充足灌溉和过量灌溉处理下显著低于其他2个处理。在块茎膨大期，马铃薯叶片SPAD值均表现为极度胁迫＞重度胁迫＞适度胁迫＞充足灌溉、过量灌溉，且达到显著水平，而后两者之间无显著差异。

**表2　不同供水条件下马铃薯叶片SPAD值的变化**

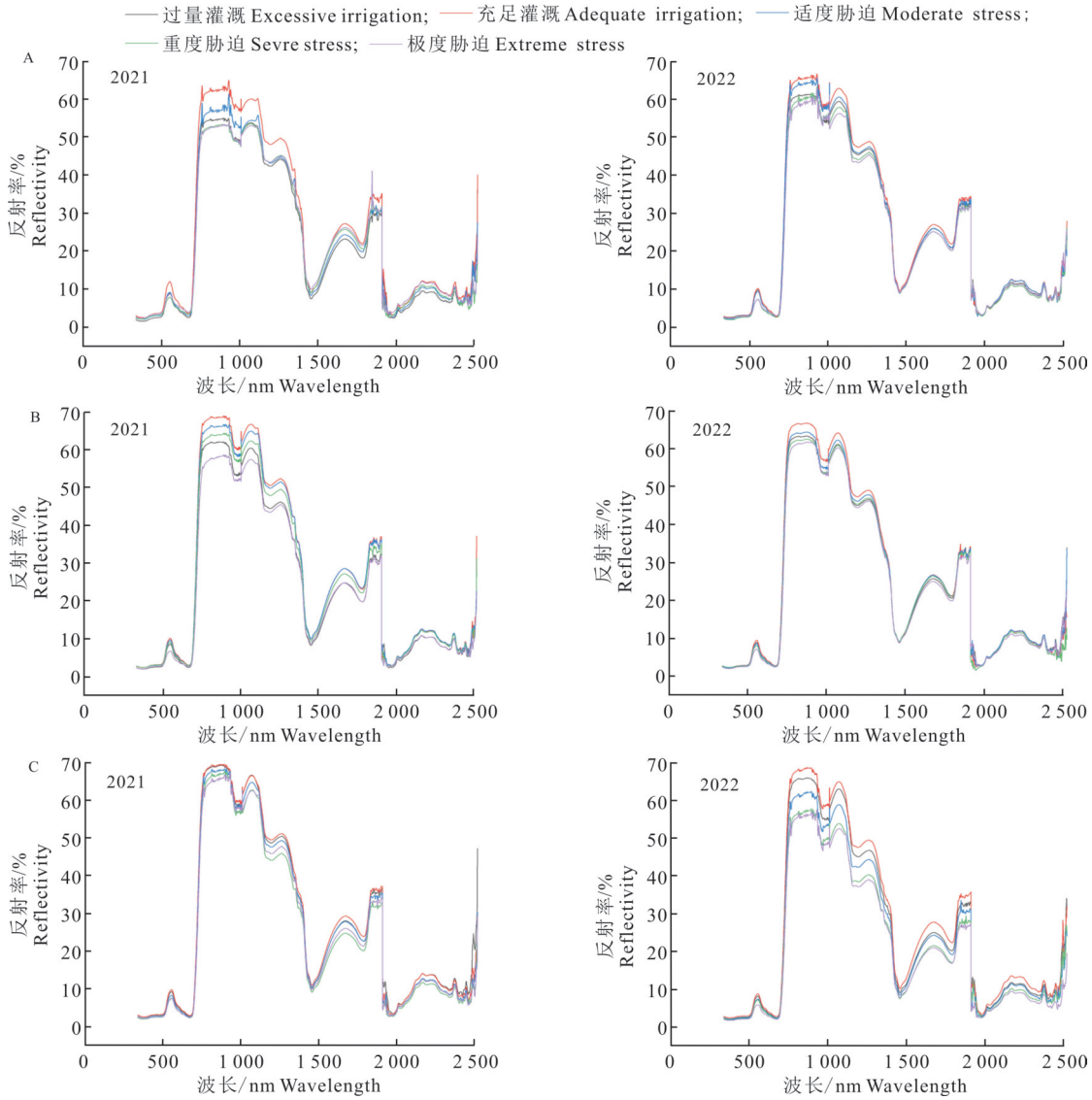
Table 2　Changes in SPAD value of potato leaves under different water supply conditions

| 生育时期 Growth period | 年份 Years | 品种 Varieties | SPAD值 SPAD value | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 过量灌溉 Excessive irrigation | 充足灌溉 Adequate irrigation | 适度胁迫 Moderate stress | 重度胁迫 Severe stress | 极度胁迫 Extreme stress |
| 苗期 Seedling stage | 2020 | 克新1号 Kexin 1 | 44.17±0.35 d | 46.03±0.61 c | 46.90±0.56 c | 48.60±0.87 b | 57.17±0.70 a |
| | | 斯潘特 Spunta | 37.60±1.14 c | 38.30±1.25 c | 39.13±1.07 c | 42.63±0.87 b | 46.63±0.40 a |
| | 2021 | 克新1号 Kexin 1 | 42.40±0.53 d | 44.53±0.55 c | 44.63±1.08 c | 50.47±0.67 b | 54.60±1.87 a |
| | 2022 | 克新1号 Kexin 1 | 44.43±1.56 d | 46.87±0.06 c | 46.83±0.40 c | 49.80±0.95 b | 52.97±1.29 a |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | 2020 | 克新1号 Kexin 1 | 37.93±0.32 d | 39.73±0.21 c | 42.23±0.74 b | 43.60±1.21 b | 51.73±1.22 a |
| | | 斯潘特 Spunta | 33.97±1.05 d | 35.07±1.45 d | 37.30±1.40 c | 41.20±1.05 b | 44.90±0.52 a |
| | 2021 | 克新1号 Kexin 1 | 40.00±0.78 d | 41.20±0.46 cd | 42.23±0.50 c | 44.93±0.40 b | 46.67±1.37 a |
| | 2022 | 克新1号 Kexin 1 | 37.63±0.15 d | 40.93±0.55 c | 41.17±0.58 c | 43.17±0.32 b | 45.67±0.32 a |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | 2020 | 克新1号 Kexin 1 | 40.70±0.35 d | 41.53±0.78 d | 44.47±1.12 c | 46.77±0.74 b | 49.30±0.95 a |
| | | 斯潘特 Spunta | 38.57±1.11 d | 39.97±0.81 d | 41.60±0.46 c | 46.53±0.78 b | 48.47±1.00 a |
| | 2021 | 克新1号 Kexin 1 | 39.87±0.83 d | 40.07±0.21 d | 41.93±0.55 c | 43.07±0.40 b | 44.17±0.55 a |
| | 2022 | 克新1号 Kexin 1 | 42.50±0.17 d | 42.90±1.00 d | 44.60±0.92 c | 47.33±0.85 b | 49.43±1.22 a |

注：同行数据后标不同小写字母表示不同供水处理间差异显著（$P<0.05$）。

Note：Different lowercase letters after the peer data indicate significant differences among different water supply treatments（$P<0.05$）.

2020 年针对马铃薯全生育时期进行了不同灌水量试验,而 2021—2022 年则是分生育时期进行不同水分处理后观测其冠层高光谱反射率。图 1 为不同供水条件下苗期、块茎形成期和块茎膨大期马铃薯冠层高光谱反射率的变化。在 750～1 100 nm 波段,苗期的冠层高光谱反射率在不同水分处理下差异明显,两年均在充足灌溉处理下最大,其次为适度胁迫处理,二者均明显高于过量灌溉、重度胁迫和极度胁迫处理。2021 年,在 750～1 350 nm 波段,块茎形成期马铃薯冠层高光谱反射率表现为充足灌溉>适度胁迫>重度胁迫>过量灌溉>极度胁迫;2022 年,在 750～1 100 nm 波段,该生育时期的冠层高光谱反射率表现为充足灌溉>适度胁迫>过量灌溉>重度胁迫>极度胁迫,而在 1 100～1 350 nm 波段则与 2021 年的变化一致。块茎膨大期,不同供水条件下马铃薯冠层高光谱反射率在 750～950,1 100～1 350 和 1 600～1 900 nm 波段均表现为充足灌溉处理下最大,其次是过量灌溉处理,然后是适度胁迫处理,而在重度胁迫和极度胁迫处理下均较低。




A. 苗期;B. 块茎形成期;C. 块茎膨大期。

A. Seedling stage;B. Tuber formation stage;C. Tuber expansion stage.

图 1 不同供水条件下马铃薯叶片高光谱反射率的变化

Fig. 1 Changes in hyperspectral reflectance of potato leaves under different water supply conditions

## 2.2 马铃薯叶片 SPAD 值估测

2.2.1 基于反射率的 SPAD 值估测模型 通过不同生育时期马铃薯叶片原始波段反射率与 SPAD 值之间的相关性,分别选取了相关系数最大的 2 个敏感波段,并利用其建立了马铃薯各生育时期估测 SPAD 值的线性模型,结果如表 3 所示。由表 3 可以

看出，苗期的最佳敏感波段分别为1 081和1 082 nm，与叶片SPAD值之间的相关系数分别为－0.569和－0.568；块茎形成期的最佳敏感波段分别为716和715 nm，与叶片SPAD值之间的相关系数分别为－0.416和－0.414；块茎膨大期的最佳敏感波段是725和722 nm，与叶片SPAD值的相关系数均为－0.548。各生育时期的敏感波段与SPAD值之间均为极显著负相关。基于单个敏感波段或最佳敏感波段组合的SPAD值估测线性模型，苗期的训练集$R^2$为0.348～0.353，测试集$R^2$为0.181～0.186；在块茎形成期，训练集$R^2$为0.185～0.204，测试集$R^2$为0.112～0.142；块茎膨大期，其训练集$R^2$为0.302～0.309，测试集$R^2$为0.264～0.292。综上可见，马铃薯3个生育时期叶片SPAD值预测模型的精度均较低，说明基于单一波段的估测模型对叶片SPAD值的预测效果较差。

**表3　基于敏感波段反射率的马铃薯叶片SPAD值估测模型**

Table 3　SPAD value estimation model for potato leaves based on reflectance in sensitive bands

| 生育时期 Growth stage | 特征光谱 Characteristic spectrum | 相关系数 Correlation coefficient | 线性模型公式 Linear model formula | 训练集 Training set | | 测试集 Test set | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| 苗期 Seedling stage | R1081 | －0.569** | $y=-2.766x+42.267$ | 0.348 | 3.759 | 0.181 | 3.142 |
| | R1082 | －0.568** | $y=-2.765x+42.267$ | 0.348 | 3.760 | 0.181 | 3.142 |
| | R1081，R1082 | — | $y=-146.108x_1+143.326x_2+42.245$ | 0.353 | 3.745 | 0.186 | 3.132 |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | R716 | －0.416** | $y=-1.309x+41.493$ | 0.188 | 2.690 | 0.140 | 3.012 |
| | R715 | －0.414** | $y=-1.299x+41.490$ | 0.185 | 2.696 | 0.142 | 3.009 |
| | R716，R715 | — | $y=-13.614x_1+12.327x_2+41.501$ | 0.204 | 2.664 | 0.112 | 3.062 |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | R725 | －0.548** | $y=-1.524x+42.402$ | 0.302 | 2.266 | 0.292 | 2.545 |
| | R722 | －0.548** | $y=-1.526x+42.397$ | 0.307 | 2.259 | 0.283 | 2.561 |
| | R725，R722 | — | $y=2.380x_1-3.889x_2+42.392$ | 0.309 | 2.254 | 0.264 | 2.594 |

注：**表示在0.01水平极显著相关。下同。

Note：** indicates extremely significant correlation（$P<0.01$）. The same below.

2.2.2　基于一阶微分光谱的SPAD值估测模型　运用相关性分析，同样也筛选了与叶片SPAD值最相关的2个一阶微分特征光谱，并建立了马铃薯各生育期SPAD值估测线性模型如表4所示。由表4可以看出，在苗期，616和613 nm波段的一阶微分与SPAD值存在极显著正相关，相关系数分别为0.774和0.770；在块茎形成期，950 nm波段一阶微分与SPAD值存在极显著负相关，而655 nm波段的一阶微分与SPAD值存在极显著正相关；在块茎膨大期，574和573 nm波段的一阶微分与叶片SPAD值呈极显著正相关，相关系数分别为0.415和0.412。基于一阶微分特征光谱，马铃薯苗期SPAD值估测线性模型的训练集$R^2$均高于0.6，测试集$R^2$均高于0.5，预测效果较好；块茎形成期SPAD值估测模型的训练集$R^2$为0.260～0.413，测试集$R^2$为0.120～0.229；块茎膨大期SPAD值估测模型的训练集$R^2$仅有0.142～0.190，测试集$R^2$为0.133～0.224。说明利用一阶微分特征光谱构建的SPAD值估测模型无法适用于块茎形成期和块茎膨大期等马铃薯关键生育时期。

**表4　基于一阶微分特征光谱的马铃薯叶片SPAD值估测模型**

Table 4　SPAD value estimation model for potato leaves based on first-order differential characteristic spectra

| 生育时期 Growth stage | 特征光谱 Characteristic spectrum | 相关系数 Correlation coefficient | 线性模型公式 Linear model formula | 训练集 Training set | | 测试集 Test set | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| 苗期 Seedling stage | D616 | 0.774** | $y=3.584x+42.209$ | 0.609 | 2.855 | 0.550 | 2.511 |
| | D613 | 0.770** | $y=3.604x+42.281$ | 0.616 | 2.830 | 0.502 | 2.642 |
| | D616，D613 | — | $y=1.674x_1+2.026x_2+42.241$ | 0.631 | 2.775 | 0.553 | 2.502 |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | D950 | －0.505** | $y=-1.710x+41.342$ | 0.302 | 2.585 | 0.120 | 2.819 |
| | D655 | 0.469** | $y=1.584x+41.506$ | 0.260 | 2.663 | 0.120 | 2.820 |
| | D950，D655 | — | $y=-1.307x_1+1.110x_2+41.397$ | 0.413 | 2.371 | 0.229 | 2.639 |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | D574 | 0.415** | $y=1.202x+42.463$ | 0.189 | 2.476 | 0.133 | 2.740 |
| | D573 | 0.412** | $y=1.041x+42.501$ | 0.142 | 2.548 | 0.224 | 2.593 |
| | D574，D573 | — | $y=1.135x_1+0.080x_2+42.465$ | 0.190 | 2.476 | 0.143 | 2.724 |

2.2.3　基于光谱吸收特征参数的SPAD值估测模型　由表5可以看出，与苗期叶片SPAD值极显著相关且相关系数最大的光谱吸收特征参数分别为（Rg－Rr）/（Rg＋Rr）和Rg/Rr，二者的相关系数分

别为-0.796和-0.770;基于此建立的线性模型训练集和测试集$R^2$均在0.5以上,拟合效果较好。上述2个光谱吸收特征参数与块茎形成期的SPAD值相关性也最佳,相关系数分别为-0.498和-0.485,但估测模型的训练集和测试集$R^2$均小于0.3。光谱吸收特征参数SDy和Db则与块茎膨大期的SPAD值极显著相关且相关系数最大,分别达到了0.538和-0.537,但基于其构建的SPAD值估测模型训练集和测试集$R^2$也均低于0.3。综上可知,利用单一光谱吸收特征参数建立模型对块茎形成期和块茎膨大期的马铃薯叶片SPAD值预测效果不佳。

**表5 基于敏感光谱吸收特征参数的马铃薯叶片SPAD值估测模型**

Table 5 SPAD value estimation model for potato leaves based on sensitive spectral absorption feature parameters

| 生育时期 Growth stage | 特征光谱 Characteristic spectrum | 相关系数 Correlation coefficient | 线性模型公式 Linear model formula | 训练集 Training set | | 测试集 Test set | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| 苗期 Seedling stage | (Rg-Rr)/(Rg+Rr) | -0.796** | $y=-56.049x+72.410$ | 0.644 | 2.610 | 0.596 | 2.715 |
| | Rg/Rr | -0.770** | $y=-6.772x+65.232$ | 0.595 | 2.781 | 0.582 | 2.762 |
| | (Rg-Rr)/(Rg+Rr),Rg/Rr | — | $y=-90.485x_1+4.401x_2+76.009$ | 0.652 | 2.579 | 0.589 | 2.738 |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | (Rg-Rr)/(Rg+Rr) | -0.498** | $y=-42.809x+65.054$ | 0.251 | 2.551 | 0.229 | 2.918 |
| | Rg/Rr | -0.485** | $y=-4.506x+57.150$ | 0.241 | 2.568 | 0.211 | 2.951 |
| | (Rg-Rr)/(Rg+Rr),Rg/Rr | — | $y=-78.499x_1+3.865x_2+71.266$ | 0.254 | 2.546 | 0.232 | 2.913 |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | SDy | 0.538** | $y=2.794x+50.847$ | 0.288 | 2.341 | 0.291 | 2.435 |
| | Db | -0.537** | $y=-37.191x+50.874$ | 0.299 | 2.323 | 0.261 | 2.485 |
| | SDy,Db | — | $y=0.442x_1-31.576x_2+50.930$ | 0.299 | 2.322 | 0.268 | 2.473 |

2.2.4 基于光谱植被指数的马铃薯叶片SPAD值估测 由表6可以看出,苗期叶片SPAD值与MTVIb和TVIBL指数极显著负相关,相关系数分别为-0.621和-0.620;基于该指数及其组合的SPAD值预测模型训练集$R^2$为0.392~0.400,测试集$R^2$为0.330~0.357。块茎形成期的叶片SPAD值与TCI和MCARI指数极显著负相关,相关系数分别为-0.454和-0.433;块茎膨大期的SPAD值则与TCI和TCARI指数极显著负相关,相关系数均为-0.519;但这2个生育时期基于光谱植被指数建立的SPAD值估测模型训练集及测试集$R^2$均小于0.3,拟合效果较差,难以预测其叶片SPAD值。

**表6 基于敏感光谱植被指数的马铃薯叶片SPAD值估测模型**

Table 6 SPAD value estimation model for potato leaves based on sensitive spectral vegetation indices

| 生育时期 Growth stage | 特征光谱 Characteristic spectrum | 相关系数 Correlation coefficient | 线性模型公式 Linear model formula | 训练集 Training set | | 测试集 Test set | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| 苗期 Seedling stage | MTVIb | -0.621** | $y=-3.884x+83.174$ | 0.392 | 3.563 | 0.357 | 3.003 |
| | TVIBL | -0.620** | $y=-0.005x+63.393$ | 0.398 | 3.544 | 0.330 | 3.065 |
| | MTVIb,TVIBL | — | $y=-1.185x_1-0.004x_2+69.608$ | 0.400 | 3.539 | 0.342 | 3.038 |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | TCI | -0.454** | $y=-0.349x+47.676$ | 0.209 | 2.582 | 0.194 | 3.072 |
| | MCARI | -0.433** | $y=-1.047x+48.390$ | 0.187 | 2.619 | 0.183 | 3.092 |
| | TCI,MCARI | — | $y=-0.729x_1+1.233x_2+46.307$ | 0.218 | 2.568 | 0.190 | 3.079 |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | TCI | -0.519** | $y=-0.449x+49.198$ | 0.271 | 2.514 | 0.262 | 2.121 |
| | TCARI | -0.519** | $y=-0.464x+50.378$ | 0.281 | 2.495 | 0.217 | 2.185 |
| | TCI,TCARI | — | $y=0.201x_1-0.666x_2+50.802$ | 0.283 | 2.493 | 0.190 | 2.222 |

## 2.3 基于特征光谱优化组合的马铃薯叶片SPAD值估测

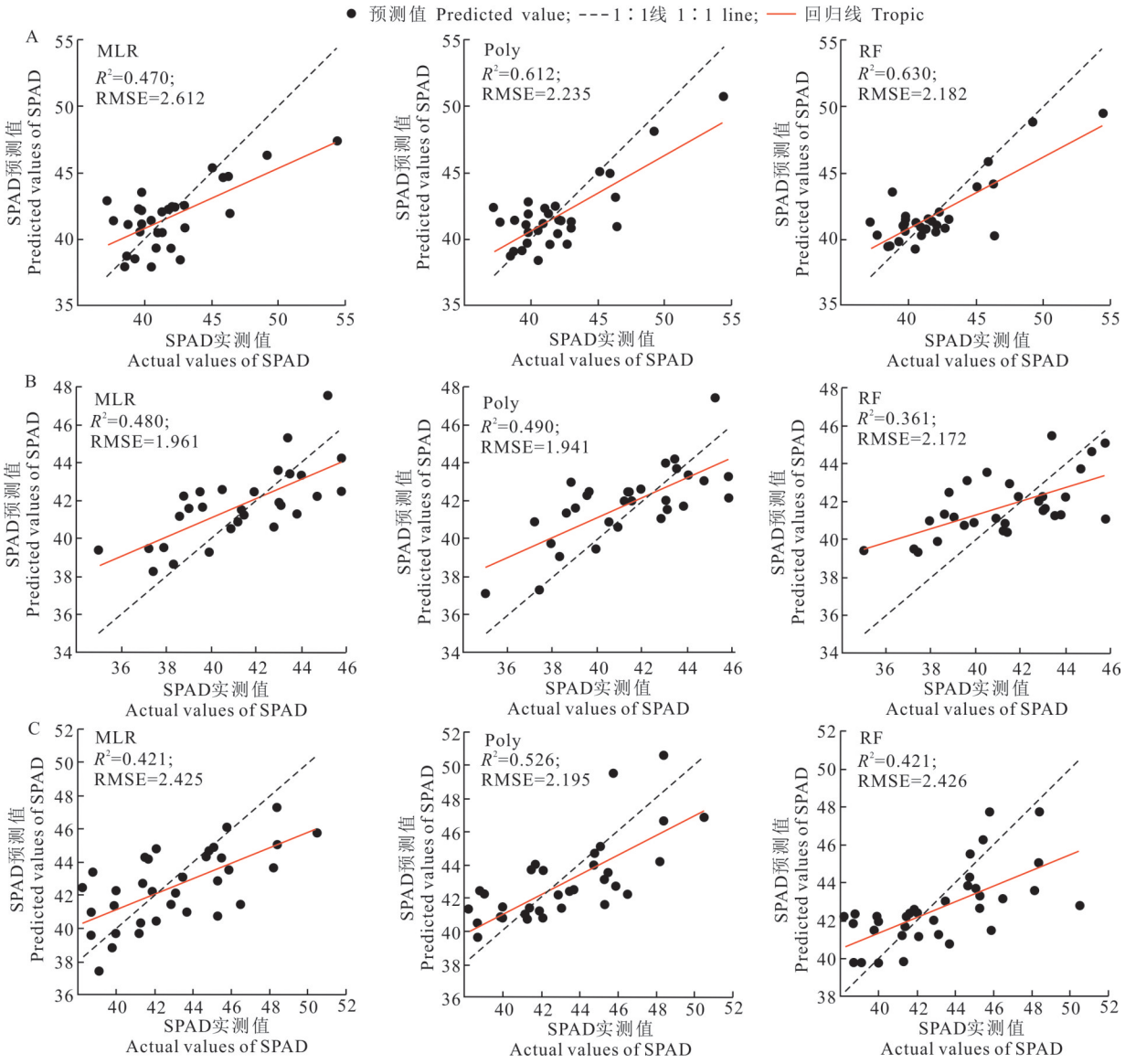
以表3~6中的与SPAD值极显著相关且相关系数最高的2个敏感波段、2个一阶微分特征光谱、2个光谱吸收特征参数和2个光谱植被指数组合作为自变量,构建了MLR、Poly和RF等3种马铃薯叶片SPAD值回归模型,结果如表7所示。基于8个特征光谱优化组合的马铃薯不同生育时期叶片SPAD值估测模型,其结果均较单一特征光谱明显提高了估算精度。苗期叶片SPAD值的MLR、Poly和RF模型训练集$R^2$分别为0.735,0.806和0.833,测试集$R^2$分别为0.606,0.501和0.490。块茎形成期叶片SPAD值的MLR、Poly和RF模型训练集$R^2$分别为0.609,0.661和0.593,测试集$R^2$分别为0.552,0.471和0.415。块茎膨大期叶片SPAD值的MLR、Poly和RF模型训练集$R^2$分别为0.394,0.538和0.640,测试集$R^2$分别为0.380,0.438和0.377。

**表 7　基于特征光谱优化组合的马铃薯叶片 SPAD 值估测模型**

Table 7　SPAD value estimation model for potato leaves based on the optimized combination of characteristic spectra

| 生育时期 Growth stage | 模型类型 Models type | 训练集 Training set | | 测试集 Test set | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| 苗期 Seedling stage | MLR | 0.735 | 2.352 | 0.606 | 2.353 |
| | Poly | 0.806 | 2.011 | 0.501 | 2.647 |
| | RF | 0.833 | 1.868 | 0.490 | 2.677 |
| 块茎形成期 Tuber formation stage | MLR | 0.609 | 1.992 | 0.552 | 1.854 |
| | Poly | 0.661 | 1.854 | 0.471 | 2.016 |
| | RF | 0.593 | 2.032 | 0.415 | 2.119 |
| 块茎膨大期 Tuber expansion stage | MLR | 0.394 | 2.186 | 0.380 | 2.209 |
| | Poly | 0.538 | 1.910 | 0.438 | 2.104 |
| | RF | 0.640 | 1.685 | 0.377 | 2.216 |

用独立验证样本集的 8 个特征光谱优化组合分别估算马铃薯不同生育时期叶片 SPAD 值，将其与实测值对比，进行模型精度检验，结果见图 2。




A. 苗期；B. 块茎形成期；C. 块茎膨大期。

A. Seedling stage; B. Tuber formation stage; C. Tuber expansion stage.

图 2　不同生育时期马铃薯叶片 SPAD 值估算模型检验结果

Fig. 2　Test results of the estimation model for the SPAD value of potato leaves at different growth stages

由图2可知,Poly和RF估算模型对苗期马铃薯叶片SPAD值的预测精度较高,$R^2$均达到0.6以上;块茎形成期叶片SPAD值以MLR和Poly模型预测精度较高,$R^2$分别为0.480和0.490;而在块茎膨大期,Poly模型$R^2$最高,达到0.526,RMSE为2.195。各生育期的3种模型拟合程度均良好,而且精度均明显高于单一特征光谱模型,表明所建模型对马铃薯叶片SPAD值有较好的预测效果。

## 3 讨 论

叶绿素是叶片中吸收光能的主要物质,其含量高低对植株生长状况有重要影响[21];通过对叶绿素含量的监测,可有效估算植物营养及生理状态[9]。本研究中,不同土壤供水条件下,马铃薯叶片SPAD值随干旱胁迫程度的加剧而显著升高,但在750~1 350 nm波段,马铃薯冠层高光谱反射率则随着干旱胁迫程度的加剧而明显降低。说明马铃薯叶片SPAD值与高光谱反射率在近红外光波段范围内成反比,这与水稻上的研究结果[22]相似。油菜叶片原始光谱与SPAD值在425~495 nm的蓝波、665~680 nm的红波区域呈现微弱正相关,与红边波段均呈现负相关,并在510~650 nm的绿、黄波段和690~735 nm的红边波段呈显著负相关[23]。本研究以高光谱反射率与冠层SPAD值相关性最高为原则,筛选出马铃薯苗期、块茎形成期、块茎膨大期的敏感波段,分别为1 081和1 082 nm、716和715 nm、725和722 nm,即后两个生育时期的叶片SPAD值与敏感波段反射率在红边波段也存在极显著负相关。由于一阶微分可减少土壤背景等噪声影响,部分波段SPAD值与一阶微分特征光谱的相关系数高于其与原始光谱反射率的相关系数[12]。在马铃薯苗期和块茎形成期,一阶微分光谱与其叶片SPAD值的相关系数明显高于原始波段与SPAD值的相关系数。也有研究表明,基于NDVI算法的光谱指数被广泛应用于玉米、水稻等作物的叶绿素含量估测[24-25]。对马铃薯而言,优化光谱指数NDSI更具有优越性,在586和498 nm波段内的NDSI与马铃薯块茎膨大期和淀粉积累期叶绿素含量相关性最优[16]。但在本研究中,通过相关性分析选取的最佳光谱植被指数为MTVIb、TVIBL、TCI、MCARI和TCARI,说明表征植物叶片SPAD值的最佳光谱指数可能因作物种类、生育阶段的不同而异。另外,本研究仅可反映内蒙古地区马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期的SPAD情况,有关马铃薯不同品种以及不同地区之间的差异归一化估算反演模型则需要进一步研究。

本研究以马铃薯叶片SPAD值为研究对象,以提高马铃薯叶片SPAD值估算模型精度为研究目的,利用相关性分析,分别筛选极为敏感的原始波段光谱、一阶微分、光谱吸收特征参数和光谱植被指数,建立了估算马铃薯3个关键生育时期叶片SPAD值的MLR、Poly和随机森林(RF)模型。结果显示,基于单一特征光谱的马铃薯叶片SPAD值线性估算模型精度均较低;相比之下,由4种特征光谱优化组合构建的马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期的叶片SPAD值估算模型预测效果得到了极大提升,均能较好地实现对马铃薯叶片SPAD值的估算,其中SPAD值预测模型在苗期以RF模型最优,而在块茎形成期和块茎膨大期均以Poly模型最优。可见,建模参数组合和方法的选择对估算结果有较大影响。基于单因素建立的普通回归模型中,多项式回归模型和多元线性回归模型的预测能力普遍高于线性模型;而且基于多种特征光谱优化组合的回归模型预测精度在各生育期比单因素回归模型效果好,这与许多学者的研究结果[26]一致,进一步证明4种特征光谱的组合能够从多个角度获取地物信息,敏感波段提供基础光谱数据,一阶微分特征波段补充光谱变化细节,光谱吸收特征参数挖掘生化特性,敏感植被指数则体现植被综合状态,彼此相互补充,形成更全面、丰富的地物描述,从而提高模型对复杂地物信息的提取能力和准确性。从利用角度分析,由8个特征光谱优化组合建立的马铃薯叶片SPAD值估算模型在保障高精度的同时,保持了较低的运算复杂度。相较于一些依赖大量光谱数据或复杂算法的模型,基于8个特征光谱的优化模型无需处理海量冗余数据,仅需对特定波段的光谱值进行简单计算与分析,即可快速输出SPAD值估算结果。这种简洁高效的预测过程,极大降低了模型使用门槛与计算资源需求,即使在便携式设备或现场快速检测场景中,也能轻松实现及时、准确估算,充分彰显了其在实际应用中的方便性。

## 4 结 论

1)马铃薯苗期、块茎形成期和块茎膨大期,倒四叶叶片SPAD值在不同供水条件下的变化趋势相

似；过量灌溉条件下最低，随着水分胁迫程度的加重，SPAD值显著增加，在极度胁迫处理下最高。3个生育时期的叶片高光谱反射率在750～1 350 nm波段对不同水分处理的响应较为明显，均在充足灌溉处理下较高。

2）基于单一的一阶微分特征波段和光谱吸收特征参数建立的马铃薯苗期叶片SPAD值估算模型拟合效果较好，但上述2个特征参数并不适用于块茎形成期和块茎膨大期叶片SPAD值的估算；而基于单一敏感波段或光谱植被指数构建的模型，对马铃薯不同生育时期叶片SPAD值的估算效果均较差。

3）基于8个特征光谱组成的优化光谱组合构建模型，均能明显提升马铃薯3个关键生育时期叶片SPAD值的估算精度。综合训练集、测试集和验证集的$R^2$可知，Poly模型为估算马铃薯苗期和块茎膨大期SPAD值的最优模型，而在块茎形成期以MLR模型的预测效果最佳。

## [参考文献]


[1] 聂向荣. 不同氮肥水平下马铃薯品质变化及氮素营养诊断的研究[D]. 呼和浩特：内蒙古农业大学，2009.
NIE X R. Study on the tuber quality and plant nitrogen status diagnosis of potato under different nitrogen levels[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2009.

[2] CUI B, ZHAO Q J, HUANG W J, et al. Leaf chlorophyll content retrieval of wheat by simulated RapidEye, Sentinel-2 and EnMAP data[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2019, 18(6): 1230-1245.

[3] 宫兆宁，赵雅莉，赵文吉，等. 基于光谱指数的植物叶片叶绿素含量的估算模型[J]. 生态学报，2014，34(20)：5736-5745.
GONG Z N, ZHAO Y L, ZHAO W J, et al. Estimation model for plant leaf chlorophyll content based on the spectral index content[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(20): 5736-5745.

[4] 杨平. 基于SPAD值的棉花氮素营养诊断研究[J]. 新疆农垦科技，2019，42(12)：32-33.
YANG P. Study on nitrogen nutrition diagnosis of cotton based on SPAD value[J]. Xinjiang Farm Research of Science and Technology, 2019, 42(12): 32-33.

[5] 丁希斌，刘飞，张初，等. 基于高光谱成像技术的油菜叶片SPAD值检测[J]. 光谱学与光谱分析，2015，35(2)：486-491.
DING X B, LIU F, ZHANG C, et al. Prediction of SPAD value in oilseed rape leaves using hyperspectral imaging technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(2): 486-491.

[6] 项倩，杨再强，吴磊，等. 病毒病侵害下番茄叶片SPAD值高光谱估算模型[J]. 中国农业气象，2023，44(8)：707-720.
XIANG Q, YANG Z Q, WU L, et al. Hyperspectral estimation model for SPAD value of tomato leaf under virus disease infection[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2023, 44(8): 707-720.

[7] 郭松，常庆瑞，崔小涛，等. 基于光谱变换与SPA-SVR的玉米SPAD值高光谱估测[J]. 东北农业大学学报，2021，52(8)：79-88.
GUO S, CHANG Q R, CUI X T, et al. Hyperspectral estimation of maize SPAD value based on spectrum transformation and SPA-SVR[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2021, 52(8): 79-88.

[8] 李明，胡岑龙，陶光林. 基于不同预处理的油茶叶片SPAD值高光谱遥感估算研究[J]. 江苏林业科技，2022，49(2)：1-5.
LI M, HU C L, TAO G L. Hyperspectral remote sensing estimation of SPAD value of *Camellia oleifera* leaves based on different pretreatment methods[J]. Journal of Jiangsu Forestry Science & Technology, 2022, 49(2): 1-5.

[9] 孙玉婷，杨红云，孙爱珍，等. 水稻叶片SPAD值的高光谱估算模型[J]. 南方农业学报，2020，51(5)：1062-1069.
SUN Y T, YANG H Y, SUN A Z, et al. Hyperspectral estimation model for SPAD value of rice leaves[J]. Journal of Southern Agriculture, 2020, 51(5): 1062-1069.

[10] 林少喆，彭致功，张宝忠，等. 基于光谱变换的冬小麦冠层SPAD值估算模型研究[J]. 中国农村水利水电，2020(3)：33-38.
LIN S Z, PENG Z G, ZHANG B Z, et al. The estimation model of winter wheat canopy SPAD value based on spectral transformation[J]. China Rural Water and Hydropower, 2020(3): 33-38.

[11] 李燕丽，熊勤学，卢碧林，等. 渍害胁迫下小麦SPAD的高光谱监测方法研究[J]. 灌溉排水学报，2020，39(12)：41-48.
LI Y L, XIONG Q X, LU B L, et al. Monitoring of wheat SPAD under waterlogging stress based on hyperspectral technology[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(12): 41-48.

[12] 刘露，彭致功，张宝忠，等. 基于高光谱的夏玉米冠层SPAD值监测研究[J]. 水土保持学报，2019，33(1)：353-360.
LIU L, PENG Z G, ZHANG B Z, et al. Monitoring of summer corn canopy SPAD values based on hyperspectrum[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2019, 33(1): 353-360.

[13] ALI A, IMRAN M. Evaluating the potential of red edge position (REP) of hyperspectral remote sensing data for real time estimation of LAI & chlorophyll content of kinnow mandarin (*Citrus reticulata*) fruit orchards[J]. Scientia Horticulturae, 2020, 267: 109326.

[14] YAMASHITA H, SONOBE R, HIRONO Y, et al. Dissection of hyperspectral reflectance to estimate nitrogen and chlorophyll contents in tea leaves based on machine learning algorithms[J]. Scientific Reports, 2020, 10: 17360.

[15] 李媛媛，常庆瑞，刘秀英，等. 基于高光谱和BP神经网络的玉米叶片SPAD值遥感估算[J]. 农业工程学报，2016，32(16)：135-142.
LI Y Y, CHANG Q R, LIU X Y, et al. Estimation of maize leaf SPAD value based on hyperspectrum and BP neural net-

work[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2016,32(16):135-142.

[16] 尹航,李斐,杨海波,等. 基于无人机高光谱影像的马铃薯叶绿素含量估测[J]. 植物营养与肥料学报,2021,27(12):2184-2195.
YIN H,LI F,YANG H B,et al. Estimation of canopy chlorophyll in potato based on UAV hyperspectral images[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers,2021,27(12):2184-2195.

[17] 崔小涛,常庆瑞,屈春燕,等. 基于高光谱和MLSR-GA-BP神经网络模型油菜叶片SPAD值遥感估算[J]. 东北农业大学学报,2020,51(8):74-84.
CUI X T,CHANG Q R,QU C Y,et al. Remote sensing estimation of SPAD value for rape leaf based on hyperspectral and MLSR-GA-BP neural network model[J]. Journal of Northeast Agricultural University,2020,51(8):74-84.

[18] 由明明,常庆瑞,田明璐,等. 基于随机森林回归的油菜叶片SPAD值遥感估算[J]. 干旱地区农业研究,2019,37(1):74-81.
YOU M M,CHANG Q R,TIAN M L,et al. Estimation of rapeseed leaf SPAD value based on random forest regression[J]. Agricultural Research in the Arid Areas,2019,37(1):74-81.

[19] 乌兰. 水分亏缺对马铃薯生长发育、激素变化及块茎产量的影响[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2015.
WU L. Influence of water deficiency on potato growth,phytohormones' contents and tuber yield of potato[D]. Hohhot:Inner Mongolia Agricultural University,2015.

[20] 李利. 基于SPAD仪的马铃薯氮素营养诊断[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2011.
LI L. Chlorophyll meter based nitrogen diagnosis in potato[D]. Hohhot:Inner Mongolia Agricultural University,2011.

[21] 周冬琴,朱艳,杨杰,等. 基于冠层高光谱参数的水稻叶片碳氮比监测[J]. 农业工程学报,2009,25(3):135-141.
ZHOU D Q,ZHU Y,YANG J,et al. C/N content ratio of rice leaf monitoring based on canopy hyperspectral parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2009,25(3):135-141.

[22] 李粉玲,王力,刘京,等. 基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片SPAD值遥感估算[J]. 农业机械学报,2015,46(9):273-281.
LI F L,WANG L,LIU J,et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF-1 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(9):273-281.

[23] 王克晓,周蕊,李波,等. 基于高光谱的油菜叶片SPAD值估测模型比较[J]. 福建农业学报,2021,36(11):1272-1279.
WANG K X,ZHOU R,LI B,et al. Comparison of estimation models for hyperspectral-based rape leaf SPAD[J]. Fujian Journal of Agricultural Sciences,2021,36(11):1272-1279.

[24] 苏伟,王伟,刘哲,等. 无人机影像反演玉米冠层LAI和叶绿素含量的参数确定[J]. 农业工程学报,2020,36(19):58-65.
SU W,WANG W,LIU Z,et al. Determining the retrieving parameters of corn canopy LAI and chlorophyll content computed using UAV image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2020,36(19):58-65.

[25] 祝锦霞,陈祝炉,石媛媛,等. 基于无人机和地面数字影像的水稻氮素营养诊断研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版),2010,36(1):78-83.
ZHU J X,CHEN Z L,SHI Y Y,et al. Diagnoses of rice nitrogen status based on spectral characteristics of leaf and canopy[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences),2010,36(1):78-83.

[26] YANG F,LI J L,GAN X Y,et al. Assessing nutritional status of *Festuca arundinacea* by monitoring photosynthetic pigments from hyperspectral data[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2010,70(1):52-59.

(责任编辑:屈李纯)

(上接第108页)

[32] DAS E,LE L,SOKOLOVA V,et al. Spatial mechanisms of quality control during chaperone-mediated assembly of the proteasome[J]. Nature Communications,2025,16:3358.

[33] DUTTA A,SAXENA R,DWIVEDI V,et al. Evaluation of oxidative stress,biochemical parameters and in silico markers in different pea accessions in response to drought stress[J]. Plant Cell Reports,2024,43(10):251.

[34] WU C Y,WANG X S,LI Y,et al. Sequestration of DBR1 to stress granules promotes lariat intronic RNAs accumulation for heat-stress tolerance[J]. Nature Communications,2024,15:7696.

[35] DUBREZ L,CAUSSE S,BORGES BONAN N,et al. Heat-shock proteins:chaperoning DNA repair[J]. Oncogene,2020,39(3):516-529.

[36] COSGROVE D J. Structure and growth of plant cell walls[J]. Nature Reviews Molecular Cell Biology,2024,25(5):340-358.

(责任编辑:屈李纯)