

马铃薯冠层光谱响应特征参数优化与生长期判别

孙红¹, 刘宁¹, 邢子正¹, 张智勇¹, 李民赞^{1*}, 吴静珠²

1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083

2. 北京工商大学, 食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048

摘要 快速判别马铃薯作物的生长进程是指导田间关键生长期科学水肥管理的重要依据。研究在马铃薯发棵期(M1)、块茎形成期(M2)、块茎膨大期(M3)和淀粉积累期(M4)四个关键生长期, 利用ASD便携式光谱仪采集80个样本区的314组作物冠层反射率数据, 并同步采集叶片测定叶绿素含量。在光谱数据预处理后, 分析了马铃薯不同生长期的光谱反射率变化特征, 并初步选取了光谱“峰谷”响应参数, 提出了一种基于方差分析与变量减少组合的光谱参数筛选算法(variance analysis combined with variable reduction, VACVR)用于明确光谱学响应的优化指标, 采用Kennard-Stone(K-S)法划分样本集, 最终基于支持向量机(support vector machine, SVM)方法建立马铃薯关键生长期判别模型。针对光谱数据, 首先使用变量标准化(standard normalized variable, SNV)进行光谱预处理, 在定性分析了随着生长期的推进马铃薯冠层反射特征的变化趋势的基础上, 基于作物生长期动态光谱学响应与峰谷特性选取14个参数, 包括: 8个位置参数、2个面积参数、4个植被指数参数。采用K-S算法将样本按照3:1划分为训练集(240个样本)和测试集(74个样本)。分析马铃薯不同生长期冠层反射光谱发现, 随生长期的推进冠层光谱存在差异性: 即在400~500和740~880 nm范围内, 光谱反射率呈降低趋势; 在530~640和910~960 nm范围内, 反射率呈升高趋势; 在530~640 nm范围内, M2和M3生长期的平均光谱非常接近, M4生长期的平均光谱与其他三个生长期的差别较大。叶绿素平均含量随生长期的进程, 从M1(28.12 mg·L⁻¹)到M2(31.04 mg·L⁻¹)增加, 在M2生长期达到最大值, 之后M3(22.00 mg·L⁻¹)和M4(15.36 mg·L⁻¹)依次减少。光谱响应参数随着生长期的进程, 绿峰位置L_g和红谷位置L_r逐渐红移, 红边位置L_{re}逐渐蓝移; 蓝边面积A_{bc}逐渐增大, 红边面积A_{rc}逐渐减小; 红边面积与蓝边面积比值依次呈现减小趋势。根据VACVR算法筛选10个敏感光谱响应参数, 建立SVM判别模型, 训练集判别率为100%, 测试集判别率为94.59%, 该模型可在判别马铃薯的生长期的基础上为田间管理决策提供支持。

关键词 马铃薯作物; 光谱特征; 参数优化; 生长期判别

中图分类号: O433.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)06-1870-08

引言

马铃薯营养价值高、产量大, 是中国第四大主粮。马铃薯属于水肥需求量最大的农作物之一, 农民种植经验和农学研究均表明在不同的生长期马铃薯作物对水分和氮肥等的管理需求也不尽相同^[1-3]。其中, 在块茎形成期, 为了防止茎叶徒长和产生小薯不能在根部进行施肥; 在块茎膨大期, 对水肥需求量最大, 约占全生长期的50%, 而且此时期对水分比

较敏感, 水分过多会导致烂薯^[4]。因此, 对不同生长期进行科学的判别, 对马铃薯作物的田间差异化管理有重要指导意义。

现代光谱分析技术作为一种无损快速的监测手段, 已经在农作物光谱特征分析、农作物物理或化学成分的反演、农作物识别与分类等领域被应用和研究, 指明了叶绿素、类胡萝卜素、水分等元素的敏感吸收波长, 形成了红边、植被指数等光谱参数^[5-8]。

在作物生长期冠层反射光谱响应动态变化方面, 赵新

收稿日期: 2018-09-27, **修订日期:** 2019-02-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(31501219), 广西创新驱动发展专项(桂科 AA18118037), 中央高校基本科研业务费项目(2018TC020, 2018XD003), 重点实验室课题(BKBD-2017KF03)和上海青浦区产学研项目(2017-12)资助

作者简介: 孙红, 女, 1980年生, 中国农业大学信息与电气工程学院副教授 e-mail: sunhong@cau.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: limz@cau.edu.cn

飞^[8]对不同关键生育期水稻冠层光谱反射率的变化规律进行了研究,发现水稻抽穗前,冠层的比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)(810, 720)逐渐增大,到孕穗期达到最大值;水稻抽穗后,冠层的 RVI(810, 720)值逐渐减小,至收获期降至最低值。刁航等^[6]利用蓝边面积、红边面积等 14 个光谱参数,探究不同成熟度烤烟叶片的光谱特征,发现绿峰幅值、红谷幅值和红边位置等光谱参数随烟叶成熟度规律性变化。Dutta 等^[9]采集马铃薯块茎形成期、块茎膨大期和淀粉积累期的冠层光谱,分析光谱反射率,发现在 350~700 nm 内差异较小,在 700~1 000 nm 内差异较为明显,但随着生长期的推进,叶片叶绿素和冠层光谱之间的相关系数降低。

针对马铃薯作物生长期光谱学检测研究方面, Roosjen 等^[7]利用多角度光谱数据改进算法估算马铃薯作物叶面积指数和叶片叶绿素含量。Li 等^[10]利用转化叶绿素吸收反射率指数与优化土壤调整植被指数的比值来诊断马铃薯叶片氮含量,发现从块茎形成后期开始叶片氮素含量逐渐下降。Zhou 等^[11]采用谱图结合的方法,用植被覆盖度(图像)修正光谱植被指数(光谱),以更加准确地诊断马铃薯作物氮含量。

上述研究均表明,作物冠层光谱与生育期动态之间有着紧密的联系,且光谱特征是对生长过程中作物生理和生化参数变化的综合体现。然而,目前针对马铃薯作物生长期光谱学检测研究主要集中于随作物生长期推进定性分析光谱变化的趋势,或定量地分析理化指标并建立检测模型,而在判别生长期并建立分类模型,以分类和识别结果来指导不同生长期差异化田间水肥管理尚未见相关深入的研究。

因此,为了判别马铃薯的生长期,本研究利用便携式光谱仪器采集田间马铃薯冠层光谱,探究马铃薯关键生长期的光谱反射率变化特征,通过生长期光谱特征参数分析与优化筛选明确光谱学响应指标,建立一种田间马铃薯生长期的判别模型,以期为田间分时差异化管理决策提供参考。

1 实验部分

1.1 材料

实验于 2018 年在北京市昌平区小汤山国家精准农业示范基地进行,试验田中等肥力,大小为 30 m×40 m,共 80 个采样区。马铃薯品种为大西洋,根据马铃薯生长时间长短和马铃薯植株生长情况差异设置 4 个生长期,分别为 M1(发棵期)、M2(块茎形成期)、M3(块茎膨大期)和 M4(淀粉积累期)^[12],生长期划分标准如表 1 所示。

表 1 马铃薯生长期划分标准

生长期	不同生长期马铃薯特征	幼苗出土后天数/d
M1	马铃薯顶部出现花蕾; 叶片分化到 12~16 片	20~25
M2	马铃薯从现蕾到开花	25~50
M3	从盛花到茎叶衰老, 茎叶生长缓慢乃至停止, 下部叶片开始枯黄	50~70
M4	从茎叶衰老到茎叶枯萎, 上部叶片枯黄	70~80

1.2 田间光谱数据采集与叶绿素含量测定

田间测定马铃薯作物冠层反射率,采用 ASD 公司的 ASD FieldSpecHandHeld 便携式地物光谱仪,波长范围为 325~1 075 nm,分辨率<3.0 nm @ 700 nm、波长精度 1 nm、采样间隔 1 nm。在 80 个样区内选取采样点重复采集 3 次取平均值,同步随机采集叶片装袋,在实验室化学浸提后利用紫外分光光度计测定叶绿素含量,具体测定方法同参考文献^[13]。在每个生长期采集 80 组数据,其中 M1 生长期因植被覆盖度较低导致出现无效数据,因而保留了 74 组有效数据,全生长期共获取 314 组数据样本。

表 2 光谱参数的定义

Table 2 The definition of spectral parameters

类型	样本量	符号	定义
位置变量	绿峰幅值	R_g	绿光范围内(510~560 nm)最大反射率
	绿峰位置	L_g	绿光范围内(510~560 nm)绿峰对应的波长
	红谷幅值	R_r	红光范围内(640~680 nm)最大反射率
	红谷位置	L_r	红光范围内(640~680 nm)红谷对应的波长
	红边幅值	V_{re}	在红边 680~760 nm 内一阶微分最大值
	红边位置	L_{re}	红边幅值对应的波长
	蓝边幅值	V_{be}	在蓝边 490~530 nm 内一阶微分最大值
	蓝边位置	L_{be}	蓝边幅值对应的波长
面积变量	红边面积	A_{re}	红边范围内一阶微分值的总和
	蓝边面积	A_{be}	蓝边范围内一阶微分值的总和
植被指数变量	绿峰与红谷幅值比值	$RVI(R_g, R_r)$	R_g/R_r
	红边面积与蓝边面积比值	$RVI(A_{re}, A_{be})$	A_{re}/A_{be}
	绿峰与红谷幅值归一化比值	$NDVI(R_g, R_r)$	$(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$
	红边面积与蓝边面积归一化比值	$NDVI(A_{re}, A_{be})$	$(A_{re} - A_{be})/(A_{re} + A_{be})$

针对采集叶绿素含量与反射光谱数据进行分析,主要包括光谱数据预处理、光谱参数提取与分析、特征参数筛选、判别模型建立 4 个主要环节,具体采用方法如下文所述。

1.3 标准正态变量校正

为了消除大田环境中的噪声,采用标准正态变量(SNV)方法对采集的原始光谱曲线进行预处理。SNV 方法认为每条光谱曲线中,各波长点的反射率应该满足一定的分布(如正态分布),通过这一假设对每一条光谱进行校正。

1.4 光谱参数定义

为了探讨马铃薯冠层不同生长期的光谱响应特征,选用 14 个常用的光谱特征参数,其中位置变量 8 个,面积变量 2 个,植被指数变量 4 个,其定义如表 2 所示。

1.5 结合方差分析与变量减少算法的敏感光谱参数筛选方法

本研究提出了一种基于方差分析与变量减少组合的光谱响应参数筛选算法,对 14 个光谱特征参数进行应用,选出对马铃薯生长期判别贡献大的参数,具体过程是:在每两个生长期之间用方差分析,计算出两两生长期之间的显著差异值(P-value),依靠 P-value 值来判断光谱参数在不同生长期之间的差异性,P-value 越小表示差异越显著,说明该光谱参数对马铃薯生长期判别贡献越大;首先将 14 个光谱参数全部作为输入变量,得到初始判别精度,然后按照 P-value 值从大到小依次减少变量,直到判别精度降低,立即停止减少变量,其余的光谱参数即为敏感光谱参数,算法流程如图 1 所示。

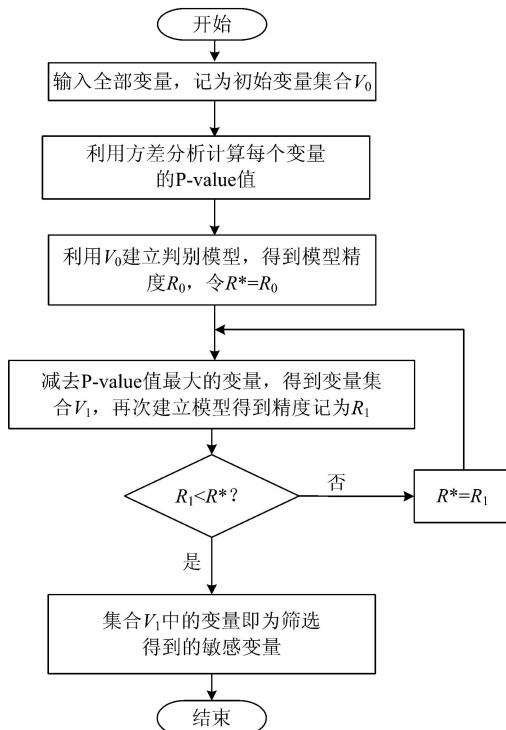


图 1 基于方差分析与变量减少组合的光谱响应参数筛选算法流程图

Fig. 1 Flow chart of parameters selection based on variance analysis combined with variable reduction algorithm

1.6 判别模型建立方法

支持向量机(SVM)是一种小样本学习算法,在高维模式识别中表现出很大的优越性,在分类问题上得到一些学者的重视和使用。SVM 是建立在统计学理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的,基本思想是: SVM 变换样本数据到一个高维特征空间中,在高维特征空间中构造最佳核函数来创建一个超平面,超平面之间的间隔越大,分类效果越好^[14]。

本研究中 SVM 核函数选择多项式函数,用遗传算法以及 10 折交叉验证对于多项式核函数的参数 g 、惩罚参数 c 和多项式核函数的最高次项次数 d 三个参数进行寻优。首先对光谱参数做归一化处理,然后建立 SVM 生长期判别模型。

2 结果与讨论

2.1 马铃薯作物生长期冠层光谱特征响应分析

叶绿素平均含量随生长期的进程变化趋势如图 2 所示,从 M1(28.12 mg · L⁻¹)到 M2(31.04 mg · L⁻¹)增加,在 M2 生长期达到最大值,之后 M3(22.00 mg · L⁻¹)、M4(15.36 mg · L⁻¹)依次减少,且在 M4 时期由于叶片衰老枯萎叶绿素含量最低。

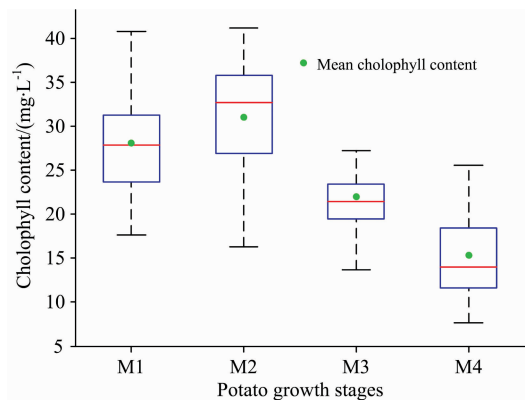


图 2 马铃薯每个生长期叶绿素含量统计箱线图

Fig. 2 Statistical box line graph of chlorophyll content of potato growth stage

SNV 校正后的马铃薯冠层反射光谱曲线如图 3(a)所示,总体而言,在 350~700 nm 内,由于叶绿素、叶黄素和花青素的吸收,在 400 和 680 nm 附近存在吸收谷,在 700 nm 以后反射率急速上升,并由于水分的吸收在 970 nm 附近出现吸收谷。进而,观察不同生长期的平均值光谱曲线图 3(b)可知,不同的生长期平均光谱值在 400~500, 530~640, 740~880 和 910~960 nm 四个光谱范围内存在差异,其中在 400~500 nm 范围内随生长期推进光谱反射率降低;在 530~640 nm 范围内,生长期越长反射率越高, M4 生长期的平均光谱值与其他三个生长期的差别较大,而 M2 和 M3 生长期的平均光谱非常接近;在 740~880 nm 范围内,生长期越长光谱反射率越低,且 M3, M3 和 M4 三个生长期光谱在 763 nm 处存在小反射峰;在 910~960 nm 范围内,生长期越长反射率越高, M1 生长期的平均光谱值与其他三个生长期的差别

大。

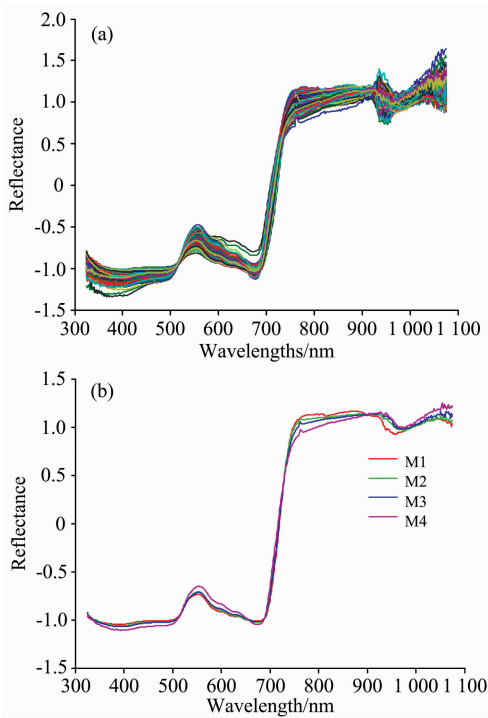


图 3 SNV 处理后的马铃薯冠层反射光谱曲线
 (a): 每个样本的冠层反射光谱曲线;
 (b): 每个生长期的冠层平均反射光谱曲线

Fig. 3 Potato canopy reflectance spectral curve after SNV

(a): Potato canopy spectral curve per sample;
 (b): Average canopy spectral curve per potato growth stage

2.2 马铃薯作物生长期光谱特征参数分析与优化筛选

为了探讨不同生长期 14 个光谱参数的特征变化, 计算各个光谱参数在每个生长期的平均值, 用该值分析随着生长期推进各个光谱参数的响应特征。在光谱曲线上标出了绿峰、红谷、蓝边和红边的位置如图 4 所示, 为了更加清楚地观察光谱参数的变化趋势将图 4 中的 (a), (b) 区域对应的反射光谱和 (c), (d) 区域对应的一阶导数光谱四个区域放大, 得到四幅光谱放大图, 如图 5 所示。利用方差分析, 分别对不同生长期的马铃薯冠层光谱位置参数特征、冠层光谱面积参数特征、冠层光谱植被指数参数特征进行分析讨论。

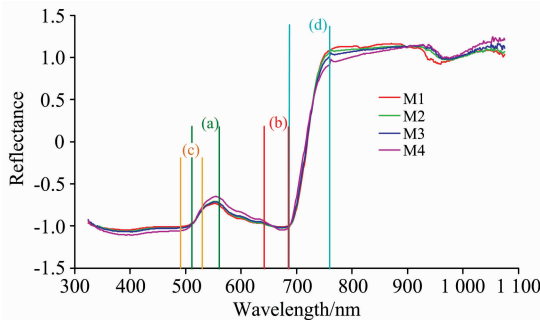


图 4 绿峰 (a)、红谷 (b)、蓝边 (c) 和红边 (d) 区域位置标识
 Fig. 4 Green peak (a), red valley (b), blue edge (c) and red edge (d) location identifier

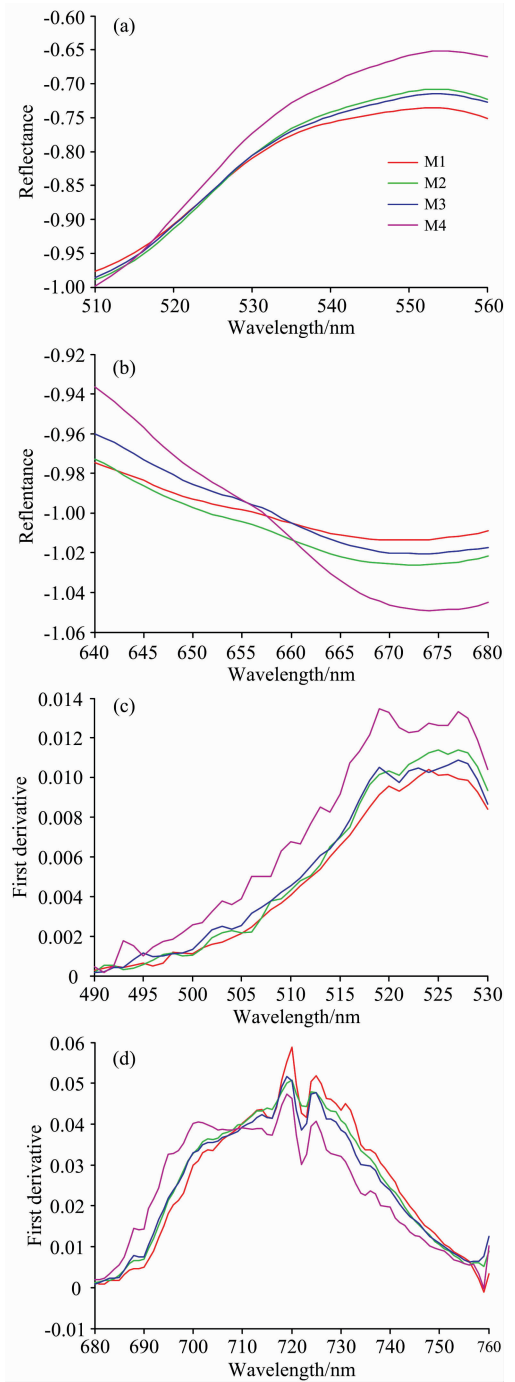


图 5 绿峰、红谷、蓝边和红边区域位置光谱放大图
 (a): 光谱在 510~560 nm 放大图(绿峰区域);
 (b): 光谱在 640~680 nm 放大图(红谷区域);
 (c): 一阶导数光谱在 490~530 nm 放大图(蓝边区域);
 (d): 一阶导数光谱在 680~760 nm 放大图(红边区域)

Fig. 5 Spectrum enlarged view of green peak, blue edge and red edge location

(a): Spectrum enlarged view of green peak region; (b): Spectrum enlarged view of red valley reign; (c): First derivative pectrum enlarged view of blue edge; (d): First derivative spectrum enlarged view of red edge

2.2.1 光谱参数的方差分析

分析光谱参数在每两个生长期之间差异的显著性,结果如表 3 所示,绿峰位置 L_g 、红谷位置 L_r 、红边幅值 V_{re} 和

红边面积 A_{re} 四个光谱参数在不同生长期之间均存在显著性差异; M4 生长期的 14 个光谱参数与其他生长期之间均存在显著性差异。

表 3 四个生长期之间的方差分析结果统计^①

Table 3 Result of variance analysis between four growth stages

光谱特征参数	M1 M2	M1 M3	M1 M4	M2 M3	M2 M4	M3 M4
绿峰幅值 R_g	*	*	*	0.441 5	*	*
绿峰位置 L_g	*	*	*	*	*	*
红谷幅值 R_r	*	*	*	0.219 4	*	*
红谷位置 L_r	*	*	*	*	*	*
红边幅值 V_{re}	*	*	*	*	*	*
红边位置 L_{re}	0.690 7	*	*	0.068 1	*	*
蓝边幅值 V_{be}	*	0.484 1	*	*	*	*
蓝边位置 L_{be}	*	0.472 1	*	*	*	*
蓝边面积 A_{be}	0.059	*	*	0.9	*	*
红边面积 A_{re}	*	*	*	*	*	*
R_g/R_r	*	*	*	0.2636	*	*
$(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$	*	*	*	0.258 3	*	*
A_{re}/A_{be}	0.259 8	*	*	0.291 3	*	*
$(A_{re} - A_{be})/(A_{re} + A_{be})$	0.167 9	*	*	0.488	*	*

注: ①“*”表示 P-value<0.05, 即存在显著性差异

2.2.2 不同生长期马铃薯冠层光谱位置参数特征

四个不同生长期马铃薯冠层光谱位置参数的分析结果如表 4 所示。由图 5 和表 4 可知随着生长期的延长,绿峰幅值 R_g (-0.735 1~-0.650 9)总体上增大, M2 与 M3 间无显著性差异;绿峰位置 L_g 在 551.2~554.4 nm 逐渐红移,而且不同生长期之间存在显著性差异。红谷幅值 R_r (-1.049 6~-1.013 9)总体上减小, M2 与 M3 间无显著性差异;红谷位置 L_r 在 670.9~674.2 nm 内逐渐红移,而且不同生长期之间存在显著性差异。红边幅值 V_{re} (0.059 8~0.049 9)总体上

减小,且不同生长期之间存在显著性差异;红边位置 L_{re} 在 719.7~714.0 nm 随着生长期的延长逐渐蓝移, M1 与 M2, M2 和 M3 之间无显著性差异,但 M4 的红边位置 L_{re} (714.0 nm)远小于其他生长期。与其他生长期相比, M1 的蓝边幅值 V_{be} (0.011 2)、蓝边位置 L_{be} (524.6 nm)与 M3 的 V_{be} (0.011 3)、 L_{be} (524.0 nm)较为接近;在这两个光谱参数下,生长期 M1 和 M3 之间无显著性差异。且如表 4 所示,在这 8 个光谱位置参数下, M4 与其他三个生长期之间均存在显著性差异。

表 4 不同生长期光谱位置参数统计^②

Table 4 Statistical of spectral position parameters at different growth stages

	绿峰幅值 R_g	绿峰位置 L_g	红谷幅值 R_r	红谷位置 L_r	红边幅值 V_{re}	红边位置 L_{re}	蓝边幅值 V_{be}	蓝边位置 L_{be}
M1	-0.735 1a	551.2a	-1.013 9a	670.9a	0.059 8a	719.702 7a	0.011 2a	524.608 1a
M2	-0.707 7b	551.8b	-1.026 7b	671.5b	0.051 5b	719.662 5ab	0.012 4b	525.975 0b
M3	-0.714 3b	553.8c	-1.020 9b	672.7c	0.052 2c	718.325 0b	0.011 3a	523.975 0a
M4	-0.650 9c	554.4d	-1.049 6c	674.2d	0.049 9d	714.012 5c	0.013 9c	522.100 0c

注: ②同列中数值后字母不同表示在此光谱参数下,不同生长期之间存在显著性差异(P-value<0.05),表 5 和表 6 与此相同

2.2.3 不同生长期马铃薯冠层光谱面积参数特征

四个不同生长期光谱面积参数显著性差异分析结果如表 5 所示,随着生长期的延长,马铃薯冠层光谱蓝边面积 A_{be} (0.199 3~0.285 3)有逐渐增大的趋势,但是 M1 与 M2, M2 与 M3 之间均无显著性差异,而 M4 的 A_{be} (0.285 3c)远大于其他生长期,与其他三个生长期之间均存在显著性差异;且红边面积 A_{re} (2.089 0~1.963 3)随着生长期的延长逐渐减小,而且在不同生长期之间存在显著性差异。且由图 5(c)可以直观的看出 M4 的蓝边面积 A_{be} 最明显大于其他三个生长期。

表 5 不同生长期光谱面积参数统计

Table 5 Statistical of spectral area parameters at different growth stages

	蓝边面积 A_{be}	红边面积 A_{re}
M1	0.199 3a	2.089 0a
M2	0.217 8ab	2.085 6b
M3	0.218 8b	2.038 0c
M4	0.285 3c	1.963 3d

2.2.4 不同生长期马铃薯冠层光谱植被指数参数特征

四个不同生长期光谱植被指数显著性差异分析结果如表 6 所示, R_g/R_r 和 $(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$ 随着生长期的延长总体上呈现减小趋势, M2 和 M3 之间无显著性差异; A_{re}/A_{be} 和 $(A_{re} - A_{be})/(A_{re} + A_{be})$ 随着生长期的延长依次呈现减小趋势, 但 M1 与 M2、M2 与 M3 之间均无显著性差异。

表 6 不同生长期光谱植被指数参数统计
Table 6 Statistical of spectral vegetation index parameters at different growth stages

	R_g/R_r	$(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$	A_{re}/A_{be}	$(A_{re} - A_{be})/(A_{re} + A_{be})$
M1	0.725 2a	-0.159 8a	10.720 5a	0.826 2a
M2	0.690 0b	-0.184 9b	10.147 5ab	0.811 6ab
M3	0.700 0b	-0.177 5b	9.785 6b	0.806 5b
M4	0.621 8c	-0.236 3c	7.372 0c	0.746 7c

2.3 基于方差分析与变量减少组合的光谱参数优化算法

本研究提出利用方差分析法结合变量减少法对 14 个光谱参数特征进行筛选优化, 选出对马铃薯生长期判别贡献大的参数, 14 个光谱参数的平均 P-value 值如表 7 所示, 光谱参数的 P-value 值越小, 对判别生长期的贡献度越大。按照上述方法, 选出 10 个光谱参数作为判别模型输入变量, 结果如表 7 所示。

表 7 光谱特征参数的选择结果^③

Table 7 Selection result of spectral parameters

光谱特征参数	平均 P-value	输入变量
绿峰幅值 R_g	0.007 4	✓
绿峰位置 L_g	1.58×10^{-10}	✓
红谷幅值 R_r	0.039 4	✓
红谷位置 L_r	0.007 0	✓
红边幅值 V_{re}	0.006 1	✓
红边位置 L_{re}	0.128 2	
蓝边幅值 V_{be}	0.083 7	✓
蓝边位置 L_{be}	0.078 6	✓
蓝边面积 A_{be}	0.164 8	
红边面积 A_{re}	0.007 7	✓
R_g/R_r	0.044 6	✓
$(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$	0.043 7	✓
A_{re}/A_{be}	0.093 6	
$(A_{re} - A_{be})/(A_{re} + A_{be})$	0.110 2	

注: ③ 4 个不同的生长期两两进行方差分析共 6 组, 平均 P-value 是指某一个参数的 6 组平均值, ✓ 表示变量被选中。

不同生长期之间无显著性差异的光谱参数统计结果如表 8 所示, 经过变量筛选, 在生长期之间部分无显著性差异的光谱参数被剔除, 而在生长期之间存在显著性差异的光谱参数被保留, 说明利用方差分析结合变量减少算法筛选敏感光谱参数是有效的。可以看出, M2 和 M3 之间无显著性差异的光谱参数个数最多(5 个), 与冠层光谱反射率分析结果一致, 可能会导致 M2 和 M3 之间的误判率高于其他生长期组合。

2.4 基于优化参数的马铃薯作物生长期判别模型研究

对四个生长期 314 个样本用 K-S 算法按照 3 : 1 的比例划分训练集和测试集, 训练集 240 个样本, 测试集 74 个样本。将筛选出的 10 个光谱参数作为输入变量, 建立马铃薯生长期 SVM 判别模型, 模型参数寻优结果为: g 为 1.425 8、惩罚参数 C 为 53.251 2、 d 为 4, 模型的训练集判别率为 100%, 测试集判别率为 94.59%(70/74), 如图 6 所示。因此应用可见光光谱参数作为输入变量建立的 SVM 判别模型能够在一定程度上识别马铃薯的生长期。

表 8 不同生长期期间无显著性差异的光谱参数统计

Table 8 Statistics of spectral parameters with no significant difference during the growth period

生长期组合	14 个光谱参数	10 个输入变量
M1, M2	4	0
M1, M3	2	2
M1, M4	0	0
M2, M3	8	5
M2, M4	0	0
M3, M4	0	0

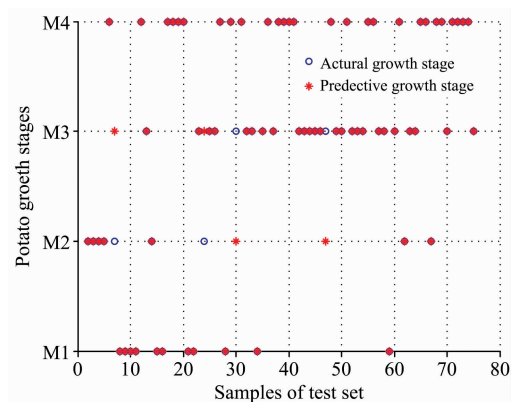


图 6 测试集的实际生长期与判别结果对比图

Fig. 6 Comparison chart between actual growth stage and identification results of the test set

进一步对测试集中误判的四个样本进行分析, 其中 M1 和 M4 两个生长期没有发生误判情况, 四个误判的样本均在 M2 和 M3, 其中有两个样本 M2 被误判成 M3, 另外两个样本是 M3 被误判为 M2, 与表 8 分析结果相对应, 分析原因: 在 M2 和 M3 都处于由地上部(茎叶)向地下部(块茎)块茎输送营养阶段, 冠层结构较为相近, 尽管叶绿素含量有所降低, 但是冠层光谱差异尚未明显体现; 而在 M4 叶片枯黄衰老严重, 此时期叶片枯萎较其他生长期严重、冠层结构改变较大、叶色素成分含量与其他生长期的差异较大, 导致了反射光谱与其他三个生长期存在显著性差异。

3 结 论

(1) 随着生长期的推进, 在 400~500 和 740~880 nm 范

围内, 光谱反射率逐渐降低; 在 530~640 和 910~960 nm 范围内, 光谱反射率逐渐升高。随着生长期的推进, 绿峰位置 L_g 和红谷位置 L_r 逐渐红移, 红边位置 L_{re} 逐渐蓝移; 蓝边面积 A_{be} 逐渐增大, 红边面积 A_{re} 逐渐减小; A_{re}/A_{be} 和 $(A_{re} - A_{be})/(A_{re} + A_{be})$ 依次呈现减小趋势。对 14 个光谱参数做方差分析, 绿峰位置 L_g 、红谷位置 L_r 和红边幅值 V_{re} 在不同生长期之间有显著性的差异, 这为利用马铃薯冠层光谱参数判别生长期提供了数据基础。

(2) 为了准确的判别马铃薯生长期并简化模型, 利用 VACVR 算法筛选出 10 个光谱参数作为输入变量, 建立 SVM 判别模型, 训练集判别率为 100%, 测试集判别率为 94.59%, 因此该模型能够在一定程度上识别马铃薯的生长

期。

(3) 测试集有 4 个样本误判, 均在 M2 和 M3 之间。M2 (块茎形成期) 和 M3 (块茎膨大期) 最需要识别出来, 进行大田水肥管理, 本研究仅利用光谱信息进行判别, 没有全部正确地识别 M2 和 M3 生长期, 在以后的研究中可以增加图像等信息进行多数据融合以更加准确地判别马铃薯生长期。

(4) 本研究仅于 2018 年在北京市昌平区小汤山选取大西洋品种马铃薯作物, 不同生长环境、不同品种可能会导致不同生长期冠层光谱响应特征不同, 故本文得到的判别模型在不同年份、地点和品种之间是否具有 consistency 还有待后续实验分析验证。

References

- [1] Horvat T, Poljak M, Lazarevic B, et al. *Növénytermelés*, 2010, 59: 215.
- [2] Beheral S K, Panda R K. *Assam University Journal of Science & Technology*, 2010, 4(2): 22.
- [3] SUN Lei, WANG Hong, LI Ming-yue, et al(孙磊, 王弘, 李明月, 等). *Chinese Potato Journal(中国马铃薯)*, 2013, (5): 314.
- [4] Zotarelli L, Rens L R, Cantliffe D J, et al. *Field Crops Research*, 2015, 183: 246.
- [5] SUN Hong, ZHENG Tao, LIU Ning, et al(孙红, 郑涛, 刘宁, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2018, 34(1): 149.
- [6] DIAO Hang, WU Yong-ming, YANG Yu-hong, et al(刁航, 吴永明, 杨宇虹, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2016, 36(6): 1826.
- [7] Roosjen P P J, Brede B, Suomalainen J M, et al. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2018, 66: 14.
- [8] ZHAO Xin-fei, FENG Jia-min, ZHANG Da-wei, et al(赵新飞, 冯嘉敏, 张大伟, 等). *Journal of Zhongkai University of Agriculture & Engineering(仲恺农业工程学院学报)*, 2015, 28(4): 26.
- [9] Dutta D, Das P K, Paul S, et al. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2016, 44(3): 363.
- [10] LI Feng, Alchanatis Victor, ZHAO Hong, et al(李峰, Alchanatis Victor, 赵红, 等). *Chinese Journal of Agrometeorology(中国气象学报)*, 2014, 35(3): 338.
- [11] Zhou Z, Jabloun M, Plauborg F, et al. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2018, 144: 154.
- [12] QIN Wei-zhi, XIONG Jun, ZHENG Xu, et al(覃维治, 熊军, 郑虚, 等). *Journal of Southern Agriculture(南方农业学报)*, 2017, 48(6): 985.
- [13] WANG Xu, LIU Ren-jie, SUN Hong, et al(王旭, 刘仁杰, 孙红, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2017, (s1): 90.
- [14] Fu JuiHsi, Lee SingLing. *Expert System with Applications*, 2012, 39(3): 3127.

Parameter Optimization of Potato Spectral Response Characteristics and Growth Stage Identification

SUN Hong¹, LIU Ning¹, XING Zi-zheng¹, ZHANG Zhi-yong¹, LI Min-zan^{1*}, WU Jing-zhu²

1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Abstract In order to satisfy the field management requirement, the research was conducted to indicate the optimizing parameters and identify the growth stage based on the canopy spectral response of potato plants. Aiming to the four growth stages of potato, tillering stage (M1), tuber formation stage (M2), tuber expansion stage (M3) and starch accumulation stage (M4), 80 sample plots were divided in the potato field. The 314 groups data of canopy spectral reflectance were collected by ASD Hand-held2 portable spectrometer. The potato leaves were collected synchronously in per sample plot to determine the chlorophyll content. After spectral pretreatment, the spectral reflectance changes of potato crop at different growth stages were analyzed. The spectral response parameters of potato growth stages were selected according to the “peak-valley” reflectance characteristics. A new algorithm was proposed to select sensitive spectral response parameters based on the variance analysis combined with variable reduction (VACVR) method. The Kennard-Stone (K-S) algorithm was used to divide the all samples into training sets and test sets. The identification model of potato growth stages was established by the support vector machine (SVM) method. For spectral reflectance, the standard normalized variable (SNV) was used for spectral pretreatment. Based on the qualitative analysis of the canopy reflection characteristics change trend as potato growth stage progress, the 14 spectral response parameters, including the 8 position parameters, the 2 area parameters and the 4 vegetation index parameters, were selected combining with spectral “peak-valley” characteristics and the dynamicspectral response of potato growth stages. The K-S algorithm was used to divide the overall sample according to 3 : 1 into a training set (240 samples) and a test set (74 samples). In general, the canopy spectral reflectance varied with the growth stages progress. In the range of 400~500 and 740~880 nm, the spectral reflectance decreased. In the range of 530~640 and 910~960 nm, the spectral reflectance increased. In the range of 530~640 nm, the canopy average spectral reflectance of the M2 and M3 growth stage were very close. The canopy average spectral reflectance of the M4 growth stage was significantly different from that of the other three growth stages. The average chlorophyll content increased from M1 (28.12 mg · L⁻¹) to M2 (31.04 mg · L⁻¹), reaching a maximum in the M2 growth stage. And the average chlorophyll content of M3 (22.00 mg · L⁻¹) and M4 (15.36 mg · L⁻¹) reduced successively. With the progress of the growth stage, the green peak position and the red valley position gradually red-shifted, the red edge position gradually blue-shifted, the blue edge area gradually increased, the red edge area decreased gradually, and the ratio and normalized ratio of red edge area to blue edge decreased in turn. According to the VACVR algorithm, 10 sensitive spectral response parameters were selected to establish the SVM identification model. The identification rate of the training set was 100%, and the identification rate of the test set was 94.59% (70/74). Therefore, the model can identify the potato growth stage to support the water and fertilizer management in the potato field.

Keywords Potato crop; Spectral characteristics; Parameters optimization; Growth stage identification

(Received Sep. 27, 2018; accepted Feb. 10, 2019)

* Corresponding author