

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.12.022

# 基于无人机高光谱分数阶微分的马铃薯地上生物量估算

刘 杨<sup>1,2</sup> 冯海宽<sup>1,3</sup> 孙 乾<sup>1,3</sup> 杨福芹<sup>4</sup> 杨贵军<sup>1,5</sup>

(1. 北京农业信息技术研究中心农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097;

2. 山东科技大学测绘科学与工程学院, 青岛 266590; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 河南工程学院土木工程学院, 郑州 451191; 5. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

**摘要:** 以马铃薯为研究对象, 利用无人机得到现蕾期、块茎形成期、块茎增长期、淀粉积累期和成熟期的高光谱数据, 实测了地上生物量 (Above ground biomass, AGB) 数据。首先, 利用成像高光谱影像提取每个生育期马铃薯冠层高光谱反射率数据; 然后, 利用分数阶微分计算高光谱 0~2 阶微分 (间隔 0.2), 将各阶微分下的光谱数据与地上生物量进行相关性分析, 挑选出相关系数绝对值较大的前 9 个微分波段; 最后, 利用多元线性回归 (Multiple linear regression, MLR)、随机森林 (Random forest, RF) 和人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 3 种方法构建基于分数阶微分光谱的整体、不同品种、不同密度和不同施肥下的马铃薯 AGB 估算模型, 并进行了对比。结果表明: 各生育期相关系数绝对值最大值出现的阶数不同, 现蕾期为 0.8 阶微分 (470 nm); 块茎形成期为 1.8 阶微分 (710 nm); 块茎增长期和淀粉积累期为 1.6 阶微分 (718, 722, 766 nm); 成熟期为 1.0 阶微分 (622 nm)。相较于整数阶微分, 高光谱分数阶微分与 AGB 的相关性更高, 分数阶微分可以提高马铃薯 AGB 的估算精度。分析了不同生育期整体、不同品种、不同密度和不同施肥下的马铃薯 AGB 估算模型, 3 种方法中以 9 个微分波段为因变量的 AGB 估算在块茎增长期表现效果最好, 利用 MLR 方法得到的模型精度最高、稳定性最强, 其次为 RF 模型, ANN 模型表现效果最差。不同生育期利用 3 种方法构建的 AGB 估算模型精度由大到小依次为块茎增长期、块茎形成期、淀粉积累期、现蕾期、成熟期。

**关键词:** 马铃薯; 地上生物量; 高光谱; 分数阶微分

中图分类号: S127; S532 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)12-0202-10

OSID:



## Estimation of Potato Above-ground Biomass Based on Fractional Differential of UAV Hyperspectral

LIU Yang<sup>1,2</sup> FENG Haikuan<sup>1,3</sup> SUN Qian<sup>1,3</sup> YANG Fuqin<sup>4</sup> YANG Guijun<sup>1,5</sup>

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

2. College of Surveying Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

4. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China

5. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China)

**Abstract:** In order to quickly and accurately obtain above-ground biomass (AGB), potato was taken as research object, and the hyperspectral images of unmanned aerial vehicle (UAV) and measured above-ground biomass were obtained in budding period, tuber formation period, tuber growth period, starch accumulation period and mature period. Firstly, the canopy reflectance data of potato at each growth stage were extracted from hyperspectral image. Secondly, the 0~2 order differential (the interval was 0.2) of canopy spectral reflectance were calculated by fractional differential method. The correlation between canopy spectral data and above-ground biomass was analyzed, and the first 9 differential bands with high correlation were selected. Finally, the potato AGB estimation model of the whole, different varieties, densities and fertilization based on fractional differential spectrum was constructed and

收稿日期: 2020-08-04 修回日期: 2020-09-05

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41601346, 41871333)

作者简介: 刘杨 (1994—), 男, 实习研究员, 山东科技大学硕士生, 主要从事农业定量遥感研究, E-mail: liuyanghe810@163.com

通信作者: 冯海宽 (1982—), 男, 高级工程师, 主要从事农业定量遥感研究, E-mail: fenghaikuan123@163.com

compared by using multiple linear regression (MLR), random forest (RF) and artificial neural network (ANN). The results showed that the order of the maximum absolute value of correlation coefficient in each growth stage was different, the maximum value in budding stage was 0.8 order differential (470 nm), the maximum value in tuber formation stage was 1.8 order differential (710 nm), the maximum value in tuber growth stage and starch accumulation stage was 1.6 order differential (718 nm, 722 nm and 766 nm), and the maximum value in mature stage was 1.0 order differential (622 nm). The correlation between hyperspectral fractional differential and AGB was higher than that of integer differential, and fractional differential can improve the estimation accuracy of potato AGB. Comparison and analysis of potato AGB estimation models at different growth periods, different varieties, densities, and fertilization were carried out. AGB estimation by three methods with 9 differential bands as independent variables all performed best in the tuber growth period. The model obtained by MLR under each condition had the highest accuracy and the strongest stability, followed by the RF model, and the ANN model had the worst performance. The accuracy of AGB model constructed by three methods in different growth stages were as follows: tuber growth period, tuber formation stage, starch accumulation period, budding stage and mature stage.

**Key words:** potato; above-ground biomass; hyperspectral; fractional differential

## 0 引言

及时掌握马铃薯的生长状况对于指导田间管理和优化种植格局、挖掘生产潜力具有重要意义。地上生物量(AGB)是反映作物生长状况的重要指标, AGB的变化能够直接表征作物有机物的积累能力,反映作物生长状况和营养状态<sup>[1-2]</sup>。快速准确地获取 AGB 信息对于监测马铃薯光合作用能力和生长状态至关重要<sup>[3-6]</sup>。传统的人工测量手段获取 AGB 信息准确,但破坏性极强,且难以满足大规模种植的监测需求。高光谱遥感技术具有较高的波谱分辨率和较强的波段连续性,是对地观测的重大突破<sup>[7-10]</sup>。由于作物冠层对太阳光的吸收和反射形成特有的光谱曲线,故可通过分析作物的高光谱反射特性实现作物 AGB 的快速无损估测<sup>[11-12]</sup>。

无人机高光谱遥感具有机动性强、成本低、可云下获取影像等优势,已成为当前农业领域所关注的焦点。国内外学者基于无人机高光谱信息在作物地上生物量估算研究方面取得了一定的成果<sup>[13-19]</sup>。

现有研究多基于原始冠层光谱特征或利用其构建的植被指数与地上生物量建立关系,构建作物地上生物量估算模型。光谱微分技术如分数阶微分能够细化光谱信息,消除环境背景的影响,深度挖掘光谱中潜在的信息。近年来,利用分数阶微分技术在各个领域得到了广泛研究与应用<sup>[20-23]</sup>。然而,分数阶微分技术在作物营养监测方面的研究还较少。

本文对波段 454~950 nm 的马铃薯冠层无人机高光谱数据进行 0~2 阶(间隔 0.2)微分处理,得到每个生育期 11 种冠层分数阶微分光谱数据。通过相关性分析,挑选出各生育期与马铃薯 AGB 相关性较好的各阶分数阶微分光谱,计算其相关系数绝对

值,优选不同阶微分波段,构建马铃薯 AGB 的多元线性回归模型、随机森林模型和人工神经网络模型,并进行模型精度验证,最后筛选出最优估算模型。

## 1 试验设计与数据获取

### 1.1 试验设计

于 2019 年 3—7 月在北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地的马铃薯试验田开展试验,位于北纬 40°10'34",东经 116°26'39",平均海拔为 36 m,气候类型为暖温带半湿润大陆性季风气候。如图 1 所示,试验区共设密度试验(N 区)、氮素试验(S 区)、钾肥试验(K 区)3 个试验区,采用完全随机试验设计,N 区和 S 区均设 2 个试验品种,分别为中薯 5(P1)和中薯 3(P2),均为早熟品种,K 区设 1 个试验品种,为中薯 3。密度试验设 3 个水平:60 000 株/hm<sup>2</sup>(T1)、72 000 株/hm<sup>2</sup>(T2)、84 000 株/hm<sup>2</sup>(T3),6 个处理,每个处理重复 3 次,共 18 个试验小区;氮素试验设 4 个水平(以尿素计量):0 kg/hm<sup>2</sup>(N0)、244.65 kg/hm<sup>2</sup>(N1)、489.15 kg/hm<sup>2</sup>(N2,正常处理,15 kg 纯氮)、733.5 kg/hm<sup>2</sup>(N3),8 个处理,每个处理重复 3 次,共 24 个试验小区;钾肥试验设 3 个水平:0 kg/hm<sup>2</sup>(K0)、970.5 kg/hm<sup>2</sup>(K1,N 区和 S 区均为 K1 处理)、1 941 kg/hm<sup>2</sup>(K2),2 个处理,每个处理重复 3 次,共 6 个试验小区;试验小区总计 48 个,试验小区面积为 6.5 m×5 m。

### 1.2 地面数据获取

分别获取马铃薯现蕾期(2019 年 5 月 13 日)、块茎形成期(2019 年 5 月 28 日)、块茎增长期(2019 年 6 月 10 日)、淀粉积累期(2019 年 6 月 20 日)、成熟期(2019 年 7 月 3 日)5 个关键时期的地上生物量数据。马铃薯地上生物量通过收获法获取,在每

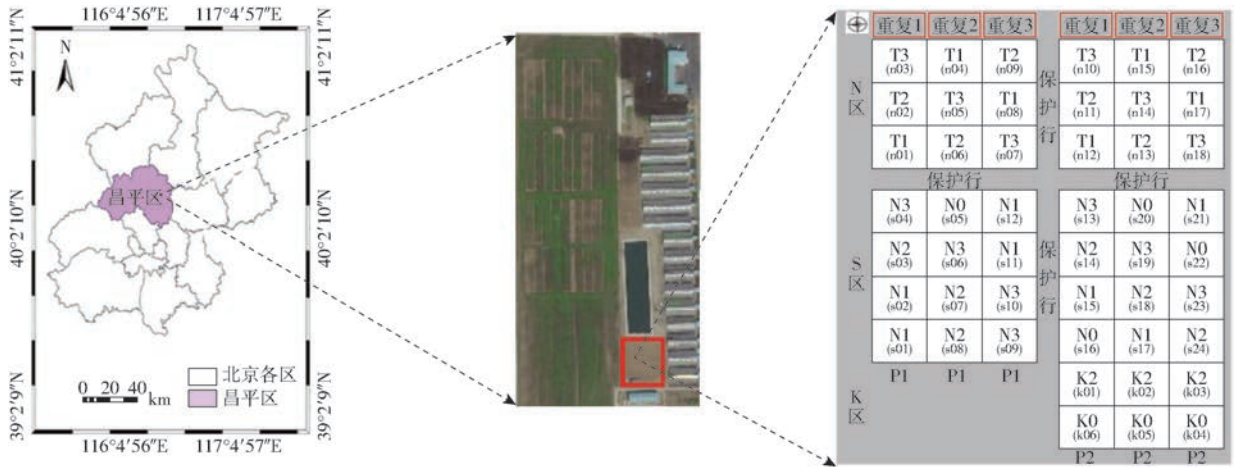


图1 马铃薯试验位置和试验设计

Fig. 1 Experimental area and design of potato

个小区中选取代表性的3颗植株,将其茎叶分离,随后用清水洗净,105℃杀青,80℃干燥48 h以上,直到质量恒定再进行称量。将植株茎、叶的干质量求和得到样本干质量,最后通过样本干质量与种植密度得到每个小区的马铃薯地上生物量<sup>[24-25]</sup>。

### 1.3 无人机高光谱数据获取及处理

试验利用无人机搭载的德国 Cubert 公司生产的 UHD185 型机载成像光谱仪,该光谱仪尺寸为 195 nm × 67 nm × 60 nm,质量 470 g,波谱范围为 450 ~ 950 nm,共有 125 个光谱通道,采样间隔 4 nm,光谱分辨率 8 nm,数字分辨率 12 位。选择晴朗无云的天气进行拍摄,此时太阳光照强度稳定。飞行时间 10:30—14:00,飞行高度为 50 m。

无人机获取的高光谱数据处理主要包括辐射校正、影像拼接、影像融合和光谱提取 4 部分。根据 UHD185 型成像光谱仪中心波长和波长半幅宽在 Matlab 环境设计的辐射定标系统,完成由影像 DN 值到地表反射率的辐射校正。利用 Agisoft PhotoScan 软件进行高光谱影像拼接,变为 cue 格式数据,再提取子波段为 jpg 格式,最后再对各个拼接的子波段影像进行合并生成马铃薯试验田的高光谱影像数据。基于 Arcmap10.2 软件,绘制马铃薯每个小区矢量数据,基于 IDL 语言统计每个小区平均光谱作为马铃薯冠层光谱,得到高光谱反射率数据。

### 1.4 数据分析方法

分数阶微分是从整数阶微分发展而来的,本质上是任意阶光谱反射率的斜率。目前,比较流行的分数阶微分定义为 Grunwald - Letnikov、Riemann - Liouville 和 Caputo 3 种形式<sup>[15]</sup>。3 种定义中, Grunwald - Letnikov 因形式简单而被广泛运用,故本文运用此形式完成对马铃薯冠层光谱信息的深度挖掘,该微分形式为

$$\frac{d^a f(\lambda)}{d\lambda^a} \approx f(\lambda) + (-a)f(\lambda - 1) + \frac{(-a)(-a+1)}{2}f(\lambda - 2) + \dots + \frac{\Gamma(-a+1)}{n! \Gamma(-a+1)}f(\lambda - n) \quad (1)$$

式中  $\Gamma$ ——Gamma 函数  $\lambda$ ——对应波长

$n$ ——微分上下限之差

$a$ ——任意阶数  $f(\lambda)$ ——光谱

当  $a=0,1$  或 2 时, $f(\lambda)$  为原始光谱、一阶微分光谱或二阶微分光谱;当  $a$  是小数时,则为 Grunwald - Letnikov 微分分数阶形式。

### 1.5 精度评价

本文对每个生育期分别挑选 2/3 样本数据作为建模集,1/3 样本数据作为验证集,以此构建马铃薯 AGB 估算模型。采用决定系数 (Coefficient of determination,  $R^2$ )、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、标准均方根误差 (Normalized root mean square error, NRMSE) 评价模型的精度。 $R^2$  越接近于 1, RMSE 和 NRMSE 越低,其估测模型的精度就越高。

## 2 结果与分析

### 2.1 原始冠层光谱与生物量相关性

由图 2 可知,马铃薯冠层光谱曲线呈现典型的绿色植物反射特征,在可见光波段范围内,存在 2 个吸收带,分别位于 480 nm 和 670 nm 附近,在 550 nm 附近形成小的反射峰,这一特征变化主要由于马铃薯叶片中叶绿素对绿光反射作用强,对蓝光和红光吸收强造成的。在波段 674 ~ 780 nm 之间马铃薯冠层反射率急增,形成典型绿色植被特有的“红边”特征。

为筛选出与马铃薯 AGB 相关性较好的原始冠



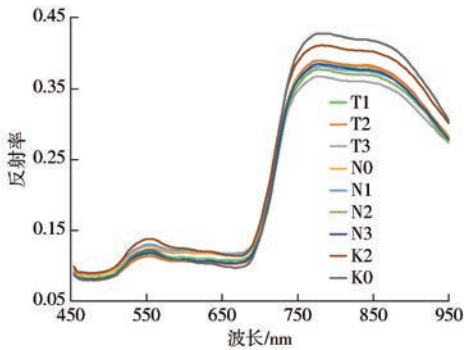


图 2 不同试验的马铃薯冠层光谱曲线

Fig. 2 Potato canopy spectral curves of different experiments

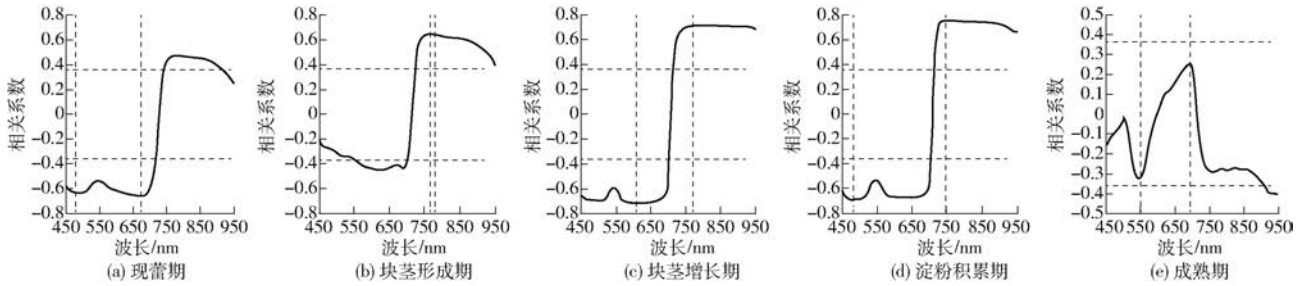


图 3 马铃薯不同生育期原始冠层光谱与 AGB 相关系数

Fig. 3 Correlation between original canopy spectrum of potato and AGB at different growth stages

较高的波长为 766、778 nm,其相关系数分别为 0.63 和 0.63。③块茎增长期,冠层原始光谱分别在波段 454 ~ 702 nm、718 ~ 950 nm 与 AGB 呈极显著负、正相关。相关性较大的波长为 610、770 nm,其相关系数分别为 -0.72 和 0.71。④淀粉积累期,冠层原始光谱分别在波段 454 ~ 710 nm、714 ~ 950 nm 与 AGB 呈极显著负、正相关。相关性较高的波长为 482、618、746 nm,其相关系数分别为 -0.70、-0.67 和 0.76。⑤成熟期,冠层原始光谱在波段 914 ~ 950 nm 与 AGB 呈极显著负相关,未见波段与 AGB 呈极显著正相关。在可见光波段范围内选择相关系数绝对值较大的波长 550、694 nm,其相关系数为 -0.33 和 0.25。

## 2.2 分数阶微分光谱与生物量相关性分析

为筛选出每个生育期与马铃薯 AGB 相关性较好的分数阶微分光谱波段,通过相关性分析,得到不同生育期马铃薯冠层分数阶微分光谱与 AGB 的相关性,0.4 阶、0.8 阶、1.2 阶、1.6 阶和 2.0 阶的相关系数变化如图 4 所示。

根据马铃薯不同生育期冠层分数阶微分光谱与 AGB 的相关性,得到不同分数阶下微分光谱与 AGB 相关系数绝对值最大值,绘制不同生育期下不同阶微分光谱与 AGB 相关系数绝对值最大值的折线图,结果如图 5 所示。分析图 5 可知,不同生育期马铃薯 AGB 与分数阶微分光谱间的相关系数绝对值最大值出现的阶数不同。现蕾期,相关系数绝对值最大值在 0.8 阶微分(470 nm);块茎形成期,相关系数绝对值最大值在 1.8 阶微分(710 nm),块茎增长期

层光谱波段,通过相关性分析,得到各个生育期原始冠层光谱与 AGB 的相关性,结果如图 3 所示。从图 3 可以看出:①现蕾期,冠层原始光谱在波段 454 ~ 718 nm 范围内与马铃薯 AGB 呈极显著负相关( $P < 0.01$ ),在波段 746 ~ 914 nm 范围内与 AGB 呈极显著正相关。由于与 AGB 相关的光谱波段主要是可见光波段,故选取相关性较大的波长 478、674 nm,其相关系数分别为 -0.64 和 -0.66。②块茎形成期,冠层原始光谱分别在波段 558 ~ 698 nm、726 ~ 950 nm 与 AGB 呈极显著负、正相关。相关性

和淀粉积累期,相关系数绝对值最大值都在 1.6 阶微分(718、722、766 nm);成熟期,相关系数绝对值最大值在 1.0 阶微分(622 nm)。因此表明常用的“绿边(502 ~ 554 nm)”和“红边(678 ~ 758 nm)”虽对作物营养状况能够很好地进行监测,但仅采用二者范围内的波段进行估算 AGB 时,并不能够深度挖掘光谱中潜在的信息,导致 AGB 估算时产生饱和现象,然而利用分数阶微分光谱能够凸显波段中隐藏的信息,提高光谱信息的敏感度,增强“绿边”和“红边”位置对 AGB 估算的精度。

## 2.3 敏感波段确定

为了尽可能避免各个分数阶微分光谱之间的共线性,将与 AGB 相关系数绝对值按从大到小排列,挑选出各个生育期与马铃薯 AGB 相关的前 9 个分数阶微分冠层光谱波段,并将各生育期的相关系数绝对值绘制成矩阵图,结果如图 6 所示。由图可知,现蕾期,0.2 阶微分在波长 666 nm 处,0.4 阶微分在波长 634 nm 处,0.6 阶微分在波长 470、578、594 nm 处,0.8 阶微分在波长 458、470 nm 处,1.2 阶微分在波长 790 nm 处,1.6 阶微分在波长 706 nm 处,与马铃薯 AGB 达到 0.01 显著水平,相关系数绝对值在 0.67 ~ 0.72 之间;块茎形成期,1.2 阶微分在波长 714 nm 和 718 nm 处,1.4 阶微分在波长 710 nm 和 718 nm 处,1.6 阶和 1.8 阶微分都在波长 710 nm 和 714 nm 处,2.0 阶微分在波长 710 nm 处,与马铃薯 AGB 达到 0.01 显著水平,相关系数绝对值在 0.72 ~ 0.76 之间;块茎增长期,0.8 阶微分在波长 766 nm

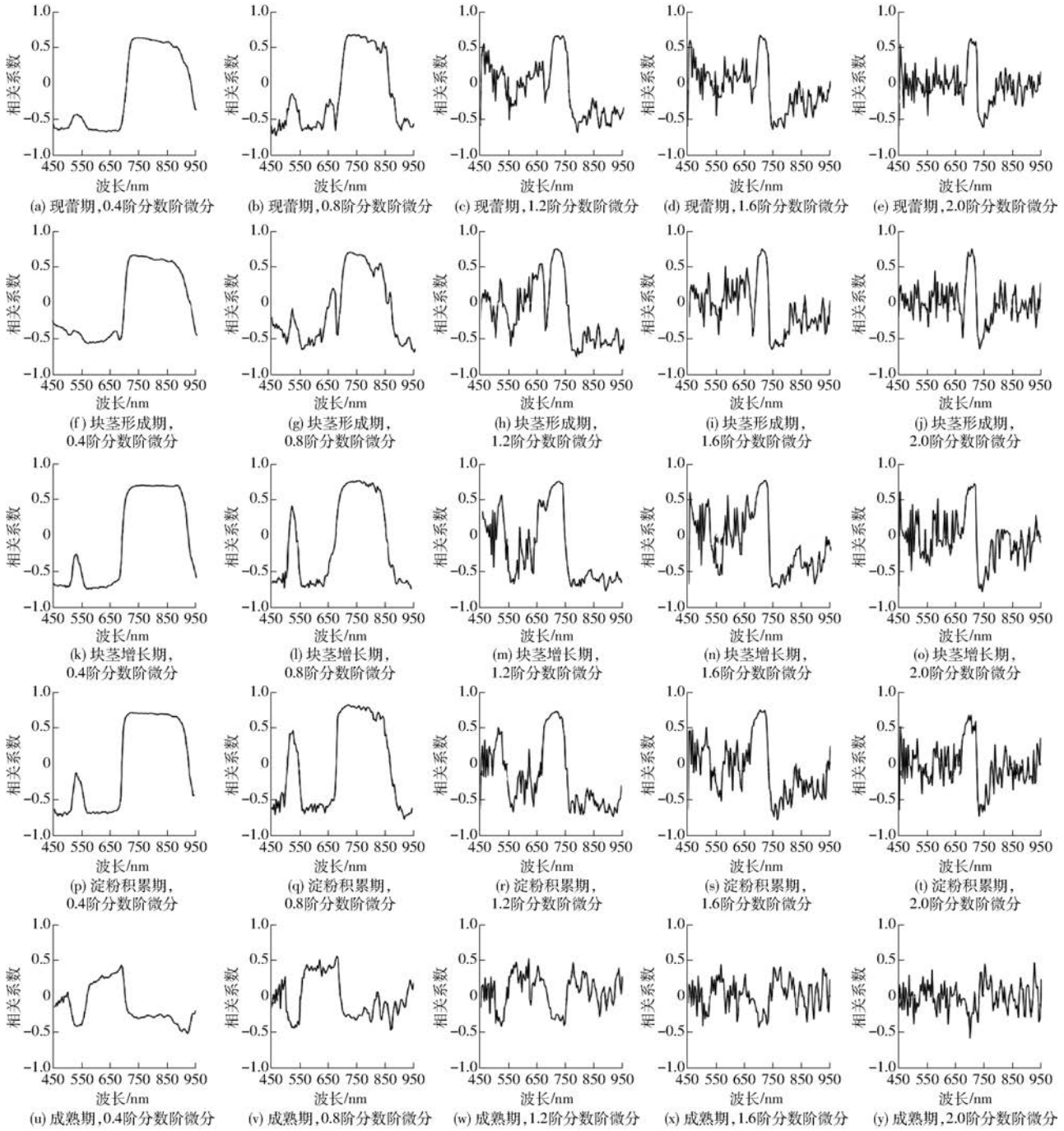


图4 马铃薯不同生育期的分数阶微分光谱与 AGB 的相关系数

Fig. 4 Correlation between fractional differential spectrum of potato at different periods and AGB

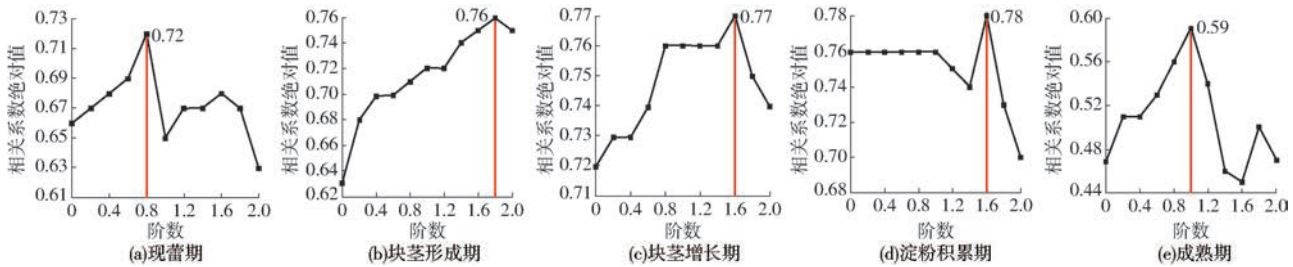


图5 不同生育期相关系数绝对值最大值出现的阶数

Fig. 5 Order of maximum absolute value of correlation coefficient in different growth periods

处、1.0 阶微分在波长 742 nm 处、1.2 阶微分在波长 730 nm 和 894 nm 处、1.4 阶微分在波长 726 nm 处、

1.6 和 1.8 阶微分都在波长 718 nm 和 722 nm 处,与马铃薯 AGB 达到 0.01 显著水平,相关系数绝对值



均在 0.76 以上; 淀粉积累期, 0 阶微分在波长 746 nm 处、0.2 阶微分在波长 730 nm 和 742 nm 处、0.4 阶微分在波长 726 nm 处、0.6 阶微分在波长 730 nm 处、0.8 阶微分在波长 726 nm 处、1.0 阶和 1.2 阶微分都在波长 722 nm 处、1.6 阶微分在 766 nm 波长处, 与马铃薯 AGB 达到 0.01 显著水平, 相关系数绝对值在 0.75 ~ 0.78 之间; 成熟期, 0.2 阶微分和 0.4 阶微分都在 922 nm 波长处, 0.6 阶微分在波长 686 nm 和 690 nm 处, 0.8 阶微分在波长 622、

682、686 nm 处, 1.0 阶微分和 1.2 阶微分都在波长 622 nm 处, 与马铃薯 AGB 达到 0.01 显著水平, 相关系数绝对值在 0.50 ~ 0.59 之间。综合每个生育期挑选的前 9 个微分光谱波长可知, 仅采用整数阶微分并不能充分表达与 AGB 之间的联系, 使得冠层光谱中隐藏的信息被遗漏, 而通过分数阶微分能够细化光谱信息, 深度挖掘出与 AGB 相关的有效信息, 使得分数阶微分光谱较整数阶微分光谱与 AGB 的相关性更高, 提高 AGB 估算模型精度。

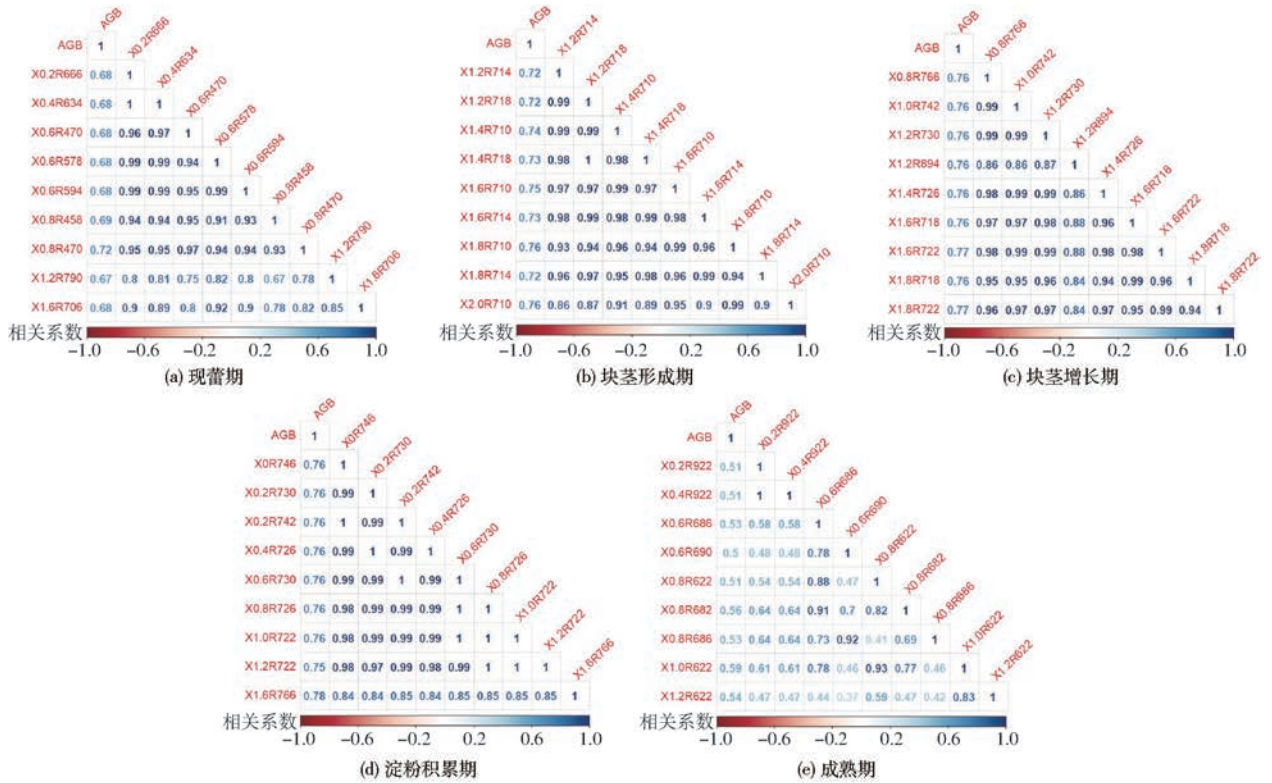


图 6 不同生育期马铃薯 AGB 与分数阶微分光谱相关系数矩阵

Fig. 6 Correlation coefficient matrix of potato AGB and fractional differential spectrum in different periods

## 2.4 基于分数阶微分光谱的马铃薯生物量最优模型筛选

以马铃薯地上生物量(AGB)为因变量, 由 0 ~ 2 阶分数阶微分(0.2 间隔)确定的前 9 个微分波段为自变量, 建立分数阶微分冠层光谱与马铃薯 AGB 的多元线性回归(MLR)模型、随机森林(RF)模型和人工神经网络(ANN)模型, 并验证模型精度, 进而挑选出各个生育期最优估算模型, 结果见表 1。由表 1 可知, 利用 MLR、RF 和 ANN 方法估算马铃薯 AGB 具有较高的精度, 从现蕾期到块茎增长期这 3 个生育期估算效果逐渐变优, 验证  $R^2$  也是不断增大, RMSE 和 NRMSE 逐渐降低, 从淀粉积累期到成熟期建模和验证  $R^2$  逐渐降低, RMSE 和 NRMSE 逐渐增加, 每种方法均在块茎形成期估算效果最佳。每个生育期的 AGB 估算, 通过 MLR 构建的模型效果最优, 其次为 RF 模型, 而 ANN 模型效果最差, 且

采用 3 种方法估算 AGB 得到的模型均是验证效果要优于相应的建模效果。块茎增长期, 利用 3 种方法建模  $R^2$  分别为 0.76、0.72 和 0.61, RMSE 分别为 143.36、135.06、160.44 kg/hm<sup>2</sup>, NRMSE 分别为 16.67%、17.63%、19.58%; 验证  $R^2$  分别为 0.84、0.74 和 0.69, 验证 RMSE 分别为 94.72、101.44、159.09 kg/hm<sup>2</sup>, 验证 NRMSE 分别为 11.61%、14.02% 和 17.76%。

为了弄清不同因素对模型的作用, 以不同品种、密度和施肥状况下的马铃薯 AGB 为因变量, 采用上述 3 种方法构建 AGB 估算模型, 并计算各个模型的精度评价指标, 其结果见表 2 ~ 4。综合表 2 ~ 4 可知, 利用 MLR、RF 和 ANN 方法估算 3 种状况下的马铃薯 AGB, 也是从现蕾期到块茎增长期这 3 个生长期估算效果逐渐变优, 验证  $R^2$  也是不断增大, RMSE 和 NRMSE 逐渐降低, 从淀粉积累期到成熟期建模

表1 不同生育期的马铃薯 AGB 估测精度对比

Tab.1 Comparison of accuracy of potato AGB estimation at different growth stages

生育期	方法	建模 ( $N=32$ )			验证 ( $N=16$ )		
		$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%
现蕾期	MLR	0.62	255.44	19.58	0.66	212.35	18.49
	RF	0.58	270.93	20.12	0.63	229.01	19.25
	ANN	0.44	308.66	22.13	0.55	247.69	20.44
块茎形成期	MLR	0.71	157.45	17.29	0.75	141.36	16.35
	RF	0.67	182.83	19.48	0.69	170.11	17.59
	ANN	0.58	216.37	21.56	0.62	195.89	19.77
块茎增长期	MLR	0.76	143.36	16.67	0.84	94.72	11.61
	RF	0.72	135.06	17.63	0.74	101.44	14.02
	ANN	0.61	160.44	19.58	0.69	159.09	17.76
淀粉积累期	MLR	0.68	225.09	18.26	0.72	197.55	16.39
	RF	0.65	235.27	19.25	0.70	233.01	17.81
	ANN	0.52	267.69	20.24	0.64	248.07	19.95
成熟期	MLR	0.60	295.15	19.26	0.64	273.24	18.31
	RF	0.55	317.50	21.56	0.61	275.40	20.15
	ANN	0.42	349.38	23.88	0.53	336.07	22.42

表2 不同品种的马铃薯 AGB 估算精度对比

Tab.2 Comparison of accuracy of AGB estimation for different varieties of potatoes

生育期	方法	建模 ( $P1, N=14$ )			验证 ( $P1, N=7$ )			建模 ( $P2, N=18$ )			验证 ( $P2, N=9$ )		
		$R^2$	RMSE/ ( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/ %	$R^2$	RMSE/ ( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/ %	$R^2$	RMSE/ ( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/ %	$R^2$	RMSE/ ( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/ %
现蕾期	MLR	0.67	236.03	18.15	0.69	209.63	15.67	0.64	244.89	19.09	0.65	222.06	17.87
	RF	0.63	252.22	19.22	0.65	234.19	16.97	0.60	262.06	19.19	0.64	236.03	18.24
	ANN	0.55	290.63	20.45	0.58	252.89	17.28	0.51	299.51	21.14	0.56	257.22	20.16
块茎形成期	MLR	0.72	169.88	15.35	0.76	144.76	13.63	0.71	171.32	16.27	0.75	165.24	15.30
	RF	0.70	174.85	15.57	0.72	169.68	15.18	0.68	180.04	17.44	0.71	170.01	16.02
	ANN	0.63	204.23	16.32	0.68	171.48	15.23	0.60	205.43	17.87	0.63	203.35	17.78
块茎增长期	MLR	0.82	94.57	14.26	0.92	76.85	9.33	0.78	121.51	14.48	0.80	110.47	10.14
	RF	0.76	103.54	14.58	0.86	79.25	10.17	0.75	122.42	14.70	0.76	118.45	11.11
	ANN	0.66	119.47	15.45	0.79	104.21	11.63	0.61	159.24	17.67	0.71	150.34	13.84
淀粉积累期	MLR	0.72	207.11	16.45	0.74	149.11	12.82	0.69	207.66	17.09	0.70	203.83	16.27
	RF	0.68	234.19	17.19	0.72	194.19	16.18	0.64	235.02	18.44	0.71	206.05	16.35
	ANN	0.58	247.88	18.81	0.65	214.89	18.42	0.56	262.05	19.28	0.66	242.51	18.42
成熟期	MLR	0.62	286.67	21.34	0.66	263.53	17.88	0.61	290.72	21.76	0.64	268.06	18.02
	RF	0.58	294.54	21.55	0.62	270.11	19.47	0.56	300.84	22.22	0.61	274.32	19.72
	ANN	0.46	304.23	23.82	0.56	300.53	21.48	0.44	332.03	23.87	0.54	302.71	21.57

表3 不同密度的马铃薯 AGB 估算精度对比

Tab.3 Comparison of accuracy of AGB estimation for different densities of potatoes

生育期	方法	建模 ( $N$ 区, $N=12$ )			验证 ( $N$ 区, $N=6$ )		
		$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%
现蕾期	MLR	0.68	231.73	17.08	0.69	218.84	16.78
	RF	0.65	248.56	18.33	0.67	224.45	15.09
	ANN	0.57	288.98	19.94	0.60	248.09	18.46
块茎形成期	MLR	0.82	158.31	14.25	0.85	152.96	12.94
	RF	0.75	166.37	15.06	0.84	166.01	13.67
	ANN	0.65	195.38	15.98	0.72	179.82	14.37
块茎增长期	MLR	0.85	90.91	13.78	0.95	75.89	8.22
	RF	0.78	100.76	14.09	0.87	77.79	9.27
	ANN	0.68	105.44	15.15	0.80	104.16	12.31
淀粉积累期	MLR	0.74	202.67	16.26	0.76	183.94	14.41
	RF	0.70	220.15	17.87	0.74	189.79	14.61
	ANN	0.60	233.81	18.22	0.66	213.99	17.06
成熟期	MLR	0.64	254.76	18.19	0.65	250.16	17.94
	RF	0.59	281.22	20.74	0.63	264.12	18.12
	ANN	0.48	295.21	21.07	0.59	285.48	20.83

表 4 不同施肥的马铃薯 AGB 估算精度对比

Tab. 4 Comparison of accuracy of potato AGB estimation under different fertilizations

生育期	方法	建模(S区和K区, N=20)			验证(S区和K区, N=10)		
		$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	NRMSE/%
现蕾期	MLR	0.65	264.12	19.53	0.66	225.92	18.25
	RF	0.59	273.97	20.14	0.64	245.91	19.02
	ANN	0.49	305.02	21.45	0.55	278.15	20.57
块茎形成期	MLR	0.70	177.74	16.22	0.75	164.08	16.04
	RF	0.67	192.61	17.34	0.72	180.45	17.22
	ANN	0.59	205.63	18.36	0.66	204.88	18.29
块茎增长期	MLR	0.77	145.13	16.03	0.79	122.78	12.71
	RF	0.74	149.13	15.83	0.74	142.22	13.89
	ANN	0.60	180.71	17.93	0.70	154.41	14.86
淀粉积累期	MLR	0.68	218.57	18.05	0.70	213.35	17.22
	RF	0.65	236.46	19.21	0.69	228.11	17.67
	ANN	0.55	277.65	20.21	0.65	256.68	19.50
成熟期	MLR	0.60	296.16	20.01	0.63	271.49	19.31
	RF	0.57	304.61	21.88	0.60	285.61	20.59
	ANN	0.45	342.66	24.51	0.52	311.86	22.04

和验证  $R^2$  逐渐降低, RMSE 和 NRMSE 逐渐增加, 每种方法均在块茎形成期估算效果最佳。每个生育期不同状况的 AGB 估算, 也是通过 MLR 构建的模型效果最好, 其次为 RF 模型, 而 ANN 模型效果最差。每种状况下 AGB 估算, 采用 3 种方法得到的模型均是验证效果要优于相应的建模效果, 其中以不同品种的 AGB 模型, 每种方法以中薯 5 (P1) 构建模型的建模和验证精度要优于相应的以中薯 3 (P2) 所构建的模型精度。综上可知, 整体上得到的模型效果与不同状况下的模型效果基本一致, 说明品种、密度和施肥对 AGB 估算具有等效的影响力。

综合建模和验证集可知, 每个生育期建模  $R^2$  低于验证  $R^2$ , 所得  $R^2$  不仅与精度有关, 也与样本数量有关, 整体、不同品种、不同密度和不同施肥条件下建模样本分别为 32 个、(14 个、18 个)、12 个和 20 个, 验证样本分别为 16 个、(7 个、9 个)、6 个和 10 个, 验证样本的数量小于建模数量, 所以验证  $R^2$  高于建模的  $R^2$ ; 验证模型的 RMSE 和建模的 RMSE 接近, 且二者得到的 NRMSE 基本处于 20% 以内, 说明模型的稳定性较好, 预测能力较高。

每个生育期采用 3 种方法都在块茎增长期表现效果最好, 主要因为马铃薯从现蕾期开始生长, 最初为营养生长和生殖生长, 体现在茎节迅速伸长, 叶片快速扩大。到了块茎增长期, 茎节和叶片等营养器官生长最为旺盛, 此时植被覆盖度最大, 冠层光谱信息的提取不易受到地面土壤的影响, 使得冠层光谱信息能够充分表达和 AGB 之间的联系, 进而构建的模型效果最优。而淀粉积累期后, 地上部有机

物不断向地下输送, 外加连续多天大雨, 造成地上部叶片迅速枯黄脱落, 植被覆盖度明显降低, 冠层光谱信息的提取容易受到地面土壤的影响, 使得冠层光谱信息与 AGB 的联系变差, 进而构建的模型效果不好。

每个生育期利用 MLR 方法构建马铃薯 AGB 估算模型的建模精度和验证模型的稳定性优于 RF 和 ANN 模型, 主要因为机器学习适用于处理较大数据集, 而对较小数据集表现优势不明显, 本文建模样本和验证样本都属于较小数据集, 所以 RF 和 ANN 的表现能力较差一些。而 ANN 模型估算精度和验证模型的稳定性最差, 可能是利用 ANN 方法构建模型时, 在训练过程中不断地反复学习, 过多地学习了细节, 造成估算能力不佳。每个生育期利用 3 种方法估算马铃薯 AGB 时, 每种方法的建模精度由高到低依次为块茎增长期、块茎形成期、淀粉积累期、现蕾期、成熟期。

### 3 结论

(1) 以马铃薯为研究对象, 利用无人机冠层高光谱数据, 采用分数阶微分方法以 0 ~ 2 阶 (间隔 0.2) 进行光谱微分处理, 筛选出前 9 个分数阶微分光谱, 结合地上实测的 48 个生物量数据, 建立了估算马铃薯生物量的 MLR、RF 和 ANN 模型。

(2) 在不同生育期, 与 AGB 相关性较高的原始冠层光谱波段不同。现蕾期, 在可见光范围内, 与 AGB 极显著相关的波长为 478、674 nm, 其相关系数分别为 -0.64、-0.66; 块茎形成期, 与 AGB 极显著



相关的波长为 766、778 nm,其相关系数均为 0.63;块茎增长期,与 AGB 极显著相关的波长为 610、770 nm,其相关系数分别为 -0.72、0.71;淀粉积累期,与 AGB 极显著相关的波长为 482、618、746 nm,其相关系数分别为 -0.70、-0.67 和 0.76;成熟期,冠层原始光谱在可见光范围内未存在极显著正负相关的波长,而相关性较好的波长为 550、694 nm,其相关系数为 -0.33、0.25。

(3)不同生育期分数阶微分光谱与 AGB 相关系数绝对值最大值出现的阶数不同。现蕾期,相关系数绝对值最大值在 0.8 阶微分(470 nm),为 0.72;块茎形成期,相关系数绝对值最大值在 1.8 阶微分(710 nm),为 0.76;块茎增长期和淀粉积累期,相关系数绝对值最大值都在 1.6 阶微分(718、722、

766 nm),分别为 0.77 和 0.78;成熟期,相关系数绝对值最大值在 1.0 阶微分(622 nm),为 0.59。通过比较马铃薯成熟期的原始光谱和微分光谱与 AGB 的相关性可知,分数阶微分光谱更能挖掘出光谱数据中隐藏的信息。

(4)由每个生育期挑选的前 9 个微分光谱波段可知,相较于整数阶微分,分数阶微分与 AGB 的相关性更高。基于分数阶微分光谱的 AGB 估算模型,不同生育期利用 MLR 方法,以整体、不同品种、不同密度和不同施肥条件下的 AGB 为自变量,所得模型效果最好,其次是 RF 模型,而 ANN 模型效果最差。不同生育期利用 3 种方法估算马铃薯 AGB 时,其建模精度由高到低依次为块茎增长期、块茎形成期、淀粉积累期、现蕾期、成熟期。

### 参 考 文 献

- [1] YUE Jibo, YANG Guijun, LI Changchun, et al. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 708 - 727.
- [2] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(19): 107 - 116. TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(19): 107 - 116. (in Chinese)
- [3] 杨贵军,李长春,于海洋,等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(21): 184 - 190. YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirement[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(21): 184 - 190. (in Chinese)
- [4] 郑阳,吴炳方,张森. Sentinel-2 数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J]. *遥感学报*, 2017, 21(2): 318 - 328. ZHENG Yang, WU Bingfang, ZHANG Miao. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(2): 318 - 328. (in Chinese)
- [5] BENDIG J, BOLTEN A, BENNERTZ S, et al. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(11): 10395 - 10412.
- [6] SARKER L R, NICHOL J E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(4): 968 - 977.
- [7] JIN Xiuliang, KUMAR L, LI Zhenhai, et al. Estimation of winter wheat biomass and yield by combining the aquacrop model and field hyperspectral data[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(12): 1 - 15.
- [8] 刘焕军,康苒, SUSAN U, 等. 基于时间序列高光谱遥感影像的田块尺度作物产量预测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(8): 2585 - 2589. LIU Huanjun, KANG Ran, SUSAN U, et al. Study on the prediction of cotton yield within field scale with time series hyperspectral imagery[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(8): 2585 - 2589. (in Chinese)
- [9] 孟庆野,董恒,秦其明,等. 基于高光谱遥感监测植被叶绿素含量的一种植被指数 MTCARI[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(8): 2218 - 2222. MENG Qingye, DONG Heng, QIN Qiming, et al. MTCARI: a kind of vegetation index monitoring vegetation leaf chlorophyll content based on hyperspectral remote sensing[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(8): 2218 - 2222. (in Chinese)
- [10] ZHOU Zhenjiang, JABLOUN M, PLAUBORG F, et al. Using ground-based spectral reflectance sensors and photography to estimate shoot N concentration and dry matter of potato[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 144(2): 154 - 163.
- [11] 廖钦洪,顾晓鹤,李存军,等. 基于连续小波变换的潮土有机质含量高光谱估算[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(23): 132 - 139. LIAO Qinrong, GU Xiaohu, LI Cunjun, et al. Estimation of fluvo-aquic soil organic matter content from hyperspectral reflectance based on continuous wavelet transformation[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(23): 132 - 139. (in Chinese)
- [12] 冯海宽,李振海,金秀良,等. 基于 EFAST 和 PLS 的苹果叶片等效水厚度高光谱估算[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(12): 165 - 171. FENG Haikuan, LI Zhenhai, JIN Xiuliang, et al. Estimating equivalent water thickness of apple leaves using hypersepctral data based on EFAST and PLS[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(12): 165 - 171. (in Chinese)
- [13] 刘明星,李长春,李振海,等. 基于高光谱遥感与 SAFY 模型的冬小麦地上生物量估算[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 192 - 202. LIU Mingxing, LI Changchun, LI Zhenhai, et al. Estimation of dry aerial mass of winter wheat based on coupled hyperspectral remote sensing and SAFY model[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2):

- 192-202. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=2002021&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2002021&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.021. (in Chinese)
- [14] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等.基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测[J/OL].农业机械学报,2020,51(2):180-191. TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(2):180-191. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=2002020&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2002020&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.020. (in Chinese)
- [15] JIN Xiuliang, YANG Guijun, XU Xingang, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR-2 data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(10):13251-13272.
- [16] KOPPE W, GNYP M L, HENNIG S D, et al. Multi-temporal hyperspectral and radar remote sensing for estimating winter wheat biomass in the north China plain[J]. Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 2012(3):281-298.
- [17] 吴芳,李映雪,张缘园,等.基于机器学习算法的冬小麦不同生育时期生物量高光谱估算[J].麦类作物学报,2019,39(2):217-224. WU Fang, LI Yingxue, ZHANG Yuanyuan, et al. Hyperspectral estimation of biomass of winter wheat at different growth stages based on machine learning algorithms[J]. Journal of Triticeae Crops,2019,39(2):217-224. (in Chinese)
- [18] 刘冰峰,李军,贺佳,等.基于高光谱植被指数的夏玉米地上干物质质量估算模型研究[J/OL].农业机械学报,2016,47(3):254-262. LIU Bingfeng, LI Jun, HE Jia, et al. Estimation models of above-ground dry matter accumulation of summer maize based on hyperspectral remote sensing vegetation indexes[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):254-262. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20160336&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160336&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.036. (in Chinese)
- [19] 任建强,吴尚蓉,刘斌,等.基于Hyperion高光谱影像的冬小麦地上干生物量反演[J/OL].农业机械学报,2018,49(4):199-211. REN Jianqiang, WU Shangrong, LIU Bin, et al. Retrieving winter wheat above-ground dry biomass based on Hyperion hyperspectral imagery[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(4):199-211. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20180423&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180423&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.023. (in Chinese)
- [20] 田安红,熊黑钢,赵俊三,等.分数阶微分对盐渍土野外光谱预处理精度提升的机理分析[J].光谱学与光谱分析,2019,39(8):2495-2500. TIAN Anhong, XIONG Heigang, ZHAO Junsan, et al. Mechanism improvement for pretreatment accuracy of field spectra of saline soil using fractional differential algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(8):2495-2500. (in Chinese)
- [21] 张文文,杨可明,夏天,等.光谱分数阶微分与玉米叶片重金属铜含量的相关性分析[J].科学技术与工程,2017,17(25):33-38. ZHANG Wenwen, YANG Keming, XIA Tian, et al. Correlation analysis on spectral fractional-order differential and the content of heavy metal copper in corn leaves[J]. Science Technology and Engineering, 2017,17(25):33-38. (in Chinese)
- [22] 王敬哲,塔西甫拉提·特依拜,张东.基于分数阶微分的荒漠土壤铬含量高光谱检测[J/OL].农业机械学报,2017,48(5):152-158. WANG Jingzhe, TASHPOLAT·Tiyi, ZHANG Dong. Spectral detection of chromium content in desert soil based on fractional differential[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(5):152-158. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20170518&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170518&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.018. (in Chinese)
- [23] 左延红,程桦,程堂春.分数阶微分算子在煤矿监测数据融合处理中的应用[J].煤炭学报,2020,45(2):819-826. ZUO Yanhong, CHENG Hua, CHENG Tangchun. Application of fractional differential operator in coal mine detection data fusion processing[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(2):819-826. (in Chinese)
- [24] 裴浩杰,冯海宽,李长春,等.基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测[J].农业工程学报,2017,33(20):74-82. PEI Haojie, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Remote sensing monitoring of winter wheat growth with UAV based on comprehensive index[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(20):74-82. (in Chinese)
- [25] 王备战,冯晓,温暖,等.基于SPOT-5影像的冬小麦拔节期生物量及氮积累量监测[J].中国农业科学,2012,45(15):3049-3057. WANG Beizhan, FENG Xiao, WEN Nuan, et al. Monitoring biomass and N accumulation at jointing stage in winter wheat based on SPOT-5 images [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2012, 45(15):3049-3057. (in Chinese)