

基于无人机近地面多光谱图像的蛇龙珠葡萄成熟度判别

杨圣慧, 郑永军*, 刘星星*, 张天罡, 张小栓, 徐丽明

中国农业大学工学院, 北京 100083

摘要 酿酒葡萄一般批量采收, 采收期对其品质有较大影响。传统方法主要依靠对样本的酚、糖等各组分量进行实验室理化指标检测, 判定采收成熟度。如果对多个地块进行采摘前的连续监测, 则批量大、成本高、采样与分析工作量繁重, 且时效性差, 难以保证果品的收获品质。以蛇龙珠品种为对象, 提出一种利用近地面多光谱图像对种植区葡萄成熟度和批量采收期判别的方法。通过 DJI Phantom 四旋翼无人机搭载 ADC Micro 多光谱相机, 以 S 型采样路线直接拍摄 9 个采样点的蛇龙珠田间原位图像, 并采集葡萄果粒样本; 利用 PixelWrench2 x64 软件进行图像处理, 得到每张图像红色(R)分量、绿色(G)分量、近红外(NIR)分量值; 将葡萄果粒榨汁, 依据检测时长、成本和代表性程度, 选取总糖含量为成熟度判定指标, 采用 PAL-1 手持式糖度仪检测葡萄汁总糖含量; 分别分析 R, G, NIR 分量与日期的显著性关系, 发现叶片集中区域(局部)的 R 分量与日期为最显著关系($p\text{-value}=5.31444\times 10^{-4}$, 调整后 $R^2=0.815$), 可作为建模的成熟度参数; 按照模型集与验证集为 4:1 的原则构建“总糖含量—局部 R 分量”线性回归与对数回归模型, 结果显示: 相比于线性模型, 总糖含量与局部 R 分量呈非常显著的对数关系($p\text{-value}=5.12407\times 10^{-10}$, 调整后 $R^2=0.97062$), 且该模型的平均预测误差 $\leq 1.388\%$ 、最大预测误差 $\leq 4.6\%$ 、采收前预测误差 $\pm 0.46\%$, 证明该对数模型具有较高的检测精度。实际采收前, 利用上述方式在近采收期采集蛇龙珠葡萄田间原位多光谱图像, 将得出的局部 R 分量值带入对数模型, 可对总糖含量进行预测, 并以 $22\% \pm 0.46\%$ 的总糖含量为标准研判蛇龙珠葡萄是否成熟。结果表明: 采用区块光谱图像进行酿酒葡萄的批量采收品质和采收时间预测具有便利性与可行性, 为光谱图像在农业实际生产中的应用提供了新思路。

关键词 酿酒葡萄; 多光谱图像; 无人机; 成熟度; 判别

中图分类号: S251 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)10-3220-07

引言

酿酒葡萄一般按地块进行种植和管理。对于同一种植区域内同一酿酒葡萄品种而言, 通常选择批量采收的方式。由于采收期能够影响葡萄品质^[1]、进而影响葡萄酒质量^[2], 因此在采收前需要不断判别葡萄成熟度, 确定该区域的最佳采收时间。蛇龙珠(Cabernet Gernischt)是一种典型的酿酒葡萄。传统的蛇龙珠成熟度判别主要依据样本理化指标的化验结果, 即把田间采集的果实在实验室榨汁后滴定, 测得总糖、酸度等结果, 与往年指标对比, 或建立各理化指标与成熟度的关系模型, 最终确定采收时间。该方法准确性好, 但是步骤多、周期长、存在较大的滞后性, 可能导致葡萄错过最佳采收期; 同时, 传统方法对检测条件要求较高、人工劳

动强度较大, 不适宜按地块对蛇龙珠进行监测。因此, 建立快捷、准确的方法对蛇龙珠成熟度进行判别, 进而确定最佳采收时间, 对于保证葡萄品质、提升葡萄酒质量, 具有实际意义和经济价值。

光谱技术可实现对作物成熟度的快速准确识别, 目前在草莓、烟叶、冬枣等多种样品均获得良好的结果。在葡萄检测上, 主要用于糖度、含水量等指标的检测, 如: Daniels 等研究了用傅里叶变换近红外光谱测定整串鲜食葡萄果实中可溶性固形物(TSS)、可滴定酸度(TA)、TSS/TA、氢离子浓度(pH)和 BrimA(TSS-k x TA)等关键指标的方法, 采用移动平滑窗(MSW)和乘法散射校正(MSC)对光谱进行预处理, 建立了葡萄成熟度与感官品质参数的偏最小二乘回归模型^[3]; 蔡正云等则对比了四种特征波长选择方法对宁夏赤霞珠含水量的检测效果^[4]; Avila 等利用计算机分析了 250 粒

收稿日期: 2020-05-12, 修订日期: 2020-09-18

基金项目: 现代农业产业技术体系建设专项资金(CARS-29)与国家“十三五”重点研发计划项目(2018YFD0700603)资助

作者简介: 杨圣慧, 1993 年生, 中国农业大学工学院博士研究生 e-mail: yshgxy@cau.edu.cn

* 通讯作者 e-mail: zyj@cau.edu.cn; liuxingxing56285@163.com

葡萄籽与 200 枚橄榄的成熟度情况,开发了基于支持向量机的成熟度颜色尺度判别方法,并利用了 K-fold 交叉验证证明了方法的有效性^[5]。这些研究所得结果和模型精度较高,但是存在没有结合田间实际条件对葡萄成熟度进行判别的局限,也很少将研究成果进行实际应用。

随着无人机技术的不断发展,轻量化、集成化的多光谱采集设备可装载于无人机,便于实现机动、快速、高效的光谱信息采集作业^[6]。目前利用无人机机载光谱设备的研究,主要涉及装置研发^[7]、作物疾病监测^[8]、营养物质含量^[9]等方面。例如,苏宝峰等通过无人机飞行平台搭载热成像仪和多光谱相机,对田块尺度的蒸散发进行估算,通过优化蒸散发模型、利用多光谱数据校正温度参数,得到分米级高分辨率结果^[10],具有便捷性和实际应用价值;Oliveira 等采用光谱图像结合机器学习的方法,对青贮草场产量和质量进行了判别,误差 $\leq 20\%$ ^[11];Hurley 等采用无人直升机搭载高光谱相机,在 75 m 高空对葡萄园进行了拍摄,研究水胁迫对茎水势的影响^[12]。这些研究结果证明无人机搭载光谱检测设备,结合适当的模型与方法,可以具有良好的精度,但尚未应用于葡萄成熟度的预测。与本研究相近的研究,是 2016 年 Anderson 等对葡萄成熟度的预测。该研究采用了多光谱图像,结合常用的化验手段,对葡萄的氮、磷、镁等元素含量进行了窄带归一化差分指数与比值参数分析,相关系数在 0.80 以上^[13]。但是该研究是为葡萄微量元素含量的无人机预测奠定基础,尚未利用无人机的实际监测,且采集的图像为地面图像(ground-level)而非大地块内的区域葡萄图像,检测指标也非 TSS 等成熟度常用指标。

本研究采用多旋翼无人机搭载光谱相机,对某一区域内的蛇龙珠成熟过程进行定期跟踪拍摄,并基于田间原位光谱图像的处理与成熟度指标的选择,构建“光谱信息—成熟度”模型,采用光谱信息代替理化指标成熟度化验,简化成熟度判别过程,快速、准确完成针对区域地块的酿酒葡萄成熟度的监测任务,解决传统方法采样量大、化验繁琐等问题。

1 实验部分

1.1 图像采集设备

试验于 2016 年 9 月 24 日至 10 月 12 日在山东蓬莱君顶酒庄开展,此时间段为当年蛇龙珠由未成熟至采收的时间。试验对象为田间生长的蛇龙珠。如图 1(a)所示,图像采集系统由无人机飞行平台、多光谱相机、移动端、计算机等构成。飞行平台采用大疆精灵 DJI Phantom 四旋翼无人机[图 1(b)],有效载荷约 2 kg,续航时间约 20 min;移动端为手机客户端,通过安装 DJIGS Pro 配套软件,与遥控器相连,实时获取无人机位置、速度、高度等信息;多光谱相机选用 ADC Micro 型[图 1(c)],尺寸 75 mm \times 59 mm \times 33 mm,重量 90 g,光谱范围 520~920 nm,镜头焦距 8.43 m,光圈 f/3.2,镜头水平视角 37.67°、垂直视角 28.75°,图像尺寸 320 万像素(2 048 \times 1 536),3 通道输出(红、绿、近红外波段),采集时间 0.5~6 s。

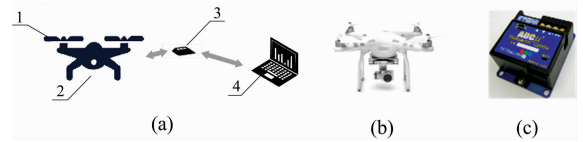


图 1 多光谱图像采集设备

(a): 采集系统组成; (b): DJI Phantom 四旋翼无人机;
(c): ADC Micro 多光谱相机

1: DJI Phantom 四旋翼无人机; 2: ADC Micro 多光谱相机;
3: 16G SD 卡; 4: 计算机

Fig. 1 The acquisition system based on a multispectral camera

(a): The composition of the acquisition system; (b): DJI Phantom;
(c): ADC Micro

1: DJI Phantom, a quad-rotor UAV; 2: ADC Micro, a multispectral camera; 3: an SD card with 16G storage; 4: Computer

1.2 田间多光谱图像采集

如图 2(a)所示,在天气晴朗、能见度较好时拍摄一小片区域内蛇龙珠的近地面光谱图像,每 2~3 d 采集 1 次,采集时间为下午 2:00—3:00。无人机拍摄时与冠层顶端平均距离 0.5~0.8 m。

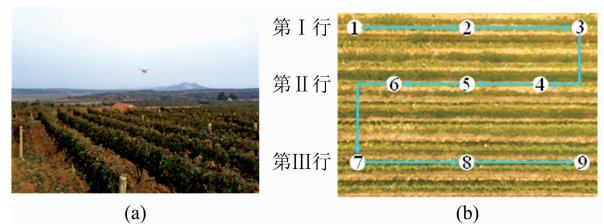


图 2 田间多光谱图像采集

(a): 试验现场; (b): 采样方案

Fig. 2 The acquisition of multispectral images in fields

(a): Experimental site; (b): Sampling scheme

每次采集时遵循“S”型采样,如图 2(b)所示,具体过程为:

(1)选定采样点:每次采样,随机选取三行葡萄藤,再分别从每行中随机选取 3 个点;

(2)采集前:在相同环境与光照下,拍摄配套的标定白色板;

(3)采集中:无人机从第 I 行的第 1 点出发,沿采集路线飞行,依次到达采样位置后拍摄图像,其中多光谱相机镜头垂直向下,拍摄时间为每张 5 s;同时,分别在每个采样点随机摘取 6 粒葡萄果粒;

(4)采集后:导出图像,进行图像分析。采集到的多光谱图像样例 1, 2, 3, 4 分别如图 3(a, b, c, d)所示。

1.3 多光谱图像处理

利用多光谱相机配套的 PixelWrench2 x64 图像处理软件,对采集的多光谱图像进行处理。每张图像可得到仅含红色(R)分量、绿色(G)分量、近红外(NIR)分量的图像。以图 3(a)中的图像样例 1 为例,处理结果如图 4(a, b, c)所示。

分别选取叶片较为集中的区域(局部区域)和整张图像区

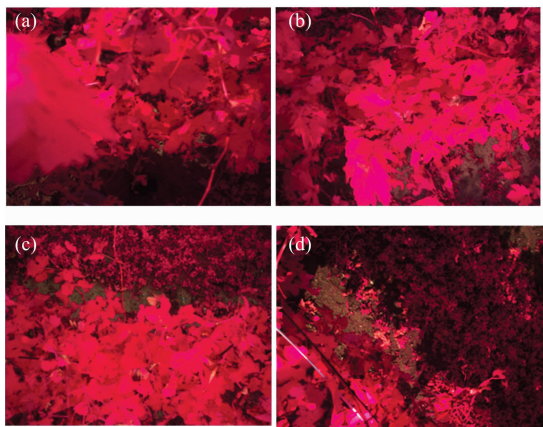


图 3 采集到的多光谱图像示例

(a): 图像样例 1; (b): 图像样例 2;
(c): 图像样例 3; (d): 图像样例 4

Fig. 3 The acquired multispectral images

(a): An image example (1); (b): An image example (2);
(c): An image example (3); (d): An image example (4)

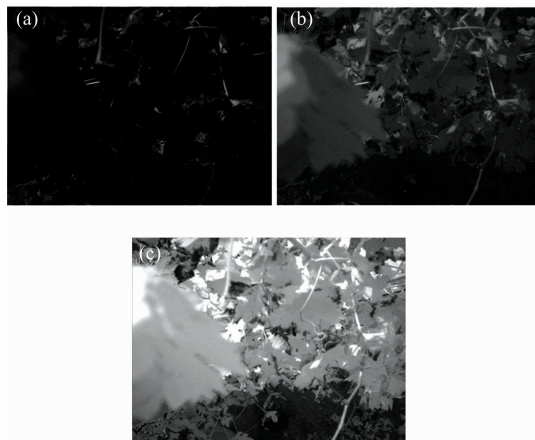


图 4 PixelWrench2 x64 软件处理得到的各分量图像示例

(a): R 分量图像; (b): G 分量图像; (c): NIR(近红外)分量图像

Fig. 4 The examples of the images with R, G and NIR components processed by PixelWrench2 x64

(a): The image with R component;
(b): The image with G component;
(c): The image with Near-Infrared (NIR) component

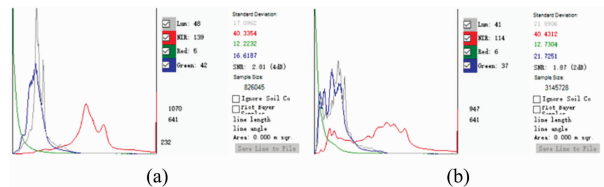


图 5 多光谱图像各分量指标结果

(a): 局部区域各分量结果; (b): 整体区域各分量结果

Fig. 5 The results of R, G and NIR components

(a): R, G and NIR components in local areas;
(b): R, G and NIR components in entire areas

域(整体区域), 得到如图 5(a,b)所示的各分量值和分布直方图, 将各分量值作为分析指标。其中, 处理所得的红色曲线、绿色曲线、蓝色曲线分别为 NIR, R 和 G 分量的分布值; 右侧 NIR, Red 和 Green 值为整体区域或局部区域内上述分量的平均值。

1.4 蛇龙珠成熟度指标选择与检测

一般选用果实的糖、酸、酚类物质作为蛇龙珠成熟度预测指标。从理化指标与葡萄酒质量的关系来看, 果实含糖量和葡萄酒的关系最为密切。结合检测价值、数据获取难度、数据量需求、成本等因素综合分析, 最终选用检测难度低、成本低、参数代表性较强的总糖指标作为建模参数。

采用 PAL-1 手持式糖度仪[如图 6(a,b)所示], 对葡萄粒的总糖进行检测。首先, 将采集到的葡萄利用榨汁机带皮榨汁; 得到葡萄汁后, 用胶头滴管吸取并滴在 PAL-1 手持式糖度仪的检测镜上; 按下“START”键得到总糖检测数值, 读数并记录。在每次检测结束后, 用蒸馏水冲洗检测镜, 然后用拭纸擦净, 减小下一次测量误差。

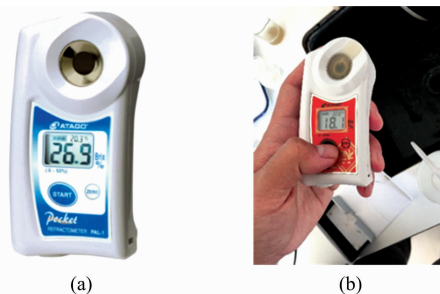


图 6 PAL-1 手持式糖度仪及其实际测量

(a): PAL-1 手持式糖度仪;
(b): PAL-1 手持式糖度仪检测葡萄汁总糖

Fig. 6 The portable sugar meter, PAL-1, and its real measurement

(a): A portable sugar meter, PAL-1;
(b): Measuring total sugar of grape juice by using PAL-1

2 结果与讨论

2.1 多光谱图像各分量检测结果

选取每日各分量数据量的 80% (约 6 张图像) 求出平均值, 作为局部区域和整体区域的分量值, 结果如表 1 所示; 其余 20% 数据 (约 2~3 张图像) 的平均值作为当天各分量的验证集。

2.2 总糖含量检测结果

选取每日果粒样本量的 80% 求出平均值, 作为总糖含量的模型集, 结果如表 2 所示; 其余 20% 数据的平均值作为当天总糖含量的验证集。

2.3 颜色指标选择

各分量值随日期变化的数据点如图 7(a, b, c)所示。其中, 横坐标“次数”按序对应实验日期, 纵坐标为各分量值; 红色曲线表示整体 G 分量值变化, 黑色曲线表示局部 G 分量值变化。

表 1 局部区域与整体区域的各分量值

表 2 模型集的葡萄总糖含量

Table 1 The component results of local and entire areas

Table 2 The total sugar of grape juice of the model set

日期	局部 R 分量	局部 G 分量	局部 NIR 分量	整体 R 分量	整体 G 分量	整体 NIR 分量	检测序数
2016.9.24	6.5	52.3	163.8	7.0	44.5	136.7	1
2016.9.26	3.8	48	140.0	5.4	40.8	113.8	2
2016.9.28	8.8	47.8	156.7	12.2	39.8	123.0	3
2016.9.30	8.3	50.8	149.5	10.0	41.2	117.3	4
2016.10.3	10.2	53.8	161.7	8.3	40.0	123.3	5
2016.10.5	14.7	47.4	148.9	12.1	36.0	113.3	6
2016.10.8	16.5	61.7	144.3	16.0	49.7	110.8	7
2016.10.10	29.0	63.3	135.3	28.0	45.5	91.0	8
2016.10.12	32.6	81.6	128.4	27.6	55.6	128.4	9

日期	总糖含量/%	检测序数
2016.9.24	18.4	1
2016.9.26	17.1	2
2016.9.28	19.9	3
2016.9.30	19.7	4
2016.10.3	19.9	5
2016.10.5	20.8	6
2016.10.8	21.6	7
2016.10.10	22.0	8
2016.10.12	21.9	9

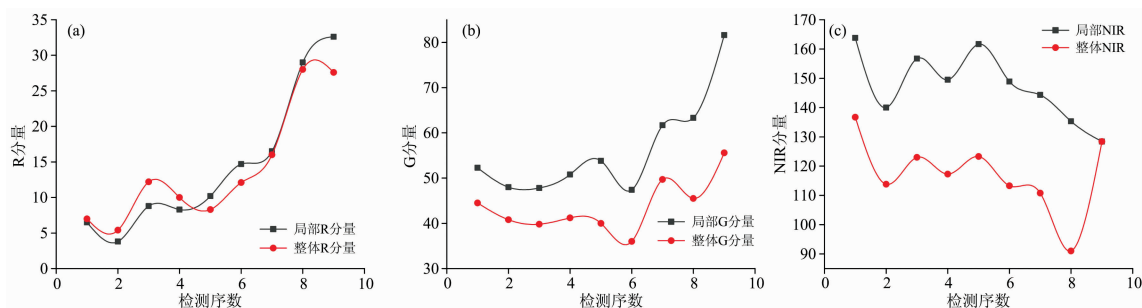


图 7 各分量值随日期的变化

(a): R 分量随日期变化; (b): G 分量随日期变化; (c): NIR 分量随日期变化

Fig. 7 The changing relation between each component and date

(a): The changing relation between R component and date; (b): The changing relation between G component and date; (c): The changing relation between NIR component and date

由图 7(a,b,c)分别可知, R 分量、G 分量随日期延长均呈现上升规律, NIR 分量随日期呈现一定程度的下降规律。

为选出更具相关性的分量指标, 采用线性回归方法, 对“分量值(y)–日期(x)”的关系进行拟合, 观察回归方程、 R^2 、F 值、P 值四个结果(如表 3 所示)。

由表 3 可知, R 分量、局部 G 分量和局部 NIR 分量与日期呈显著性关系。其中, R 分量与日期呈非常显著的正相关,

且局部 R 分量呈最显著相关关系。分析认为蛇龙珠在成熟过程中叶片变红密度增加。虽然局部 G 分量的 p 值也小于 0.05, 但是整体 G 分量并不显著。综上所述, 选取局部 R 分量为颜色评价指标。

2.4 多光谱局部 R 分量与蛇龙珠成熟度关系模型

将表 1 中的局部 R 分量与表 2 中总糖含量按日期对应, 分别进行线性回归和对数回归, 得到图 8 和表 4 的结果。

表 3 各颜色指标的回归拟合统计

Table 3 The regression of each colour component

颜色分量	回归方程	调整后 R^2 值	F 值	p-value	显著性
局部 R 分量	$y=3.363x-2.338$	0.815	36.2431 1	$5.314 44 \times 10^{-4}$	****
整体 R 分量	$y=2.665x+0.742$	0.721 83	21.759 51	0.002 3	***
局部 G 分量	$y=3.125x+40.675$	0.532 8	10.123 25	0.015 45	**
整体 G 分量	$y=1.218x+37.586$	0.215	3.192 52	0.117 13	—
局部 NIR	$y=-3.019x+162.714$	0.406 13	6.470 9	0.038 45	*
整体 NIR	$y=-2.167x+128.344$	0.099 2	1.881 03	0.212 56	—

由图 8(a,b)和表 4 可知, 虽然两种模型均呈现显著性相关($p\text{-value} < 0.05$), 但是相比于线性拟合方式, 对数拟合的显著性水平、调整后 R^2 、F 值等关键指标明显高于线性拟合, 说明蛇龙珠总糖含量变化更符合对数增长方式。因此, 选取对数拟合公式作为最终的多光谱图像 R 分量与葡萄成

熟度的关系模型如式(1)所示。

$$y = 22.194 - \frac{6.25}{1 + \left(\frac{x}{7.406}\right)^{2.265}} \quad (1)$$

式(1)中, x 为局部 R 分量值; y 为总糖含量。

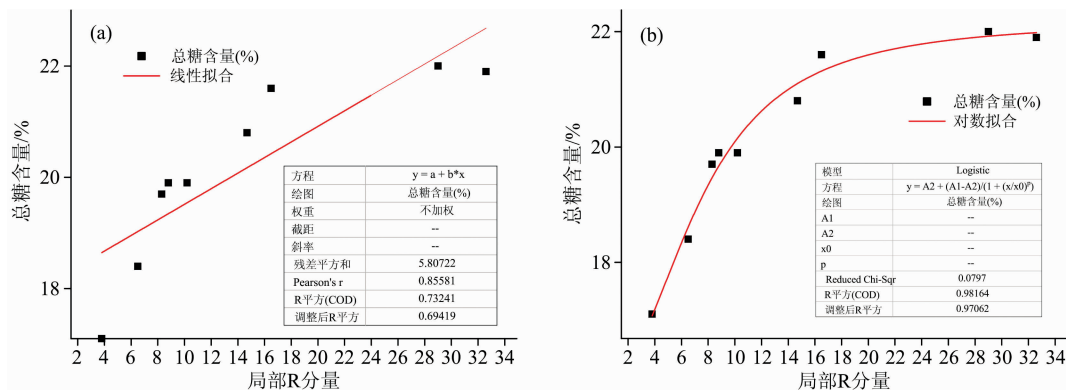


图 8 多光谱图像局部 R 分量与总糖含量回归建模分析

(a): 多光谱图像局部 R 分量与总糖含量线性回归建模; (b): 多光谱图像局部 R 分量与总糖含量对数回归建模

Fig. 8 The regression modelling between the local R component of the multispectral images and total sugar

(a): The linear model between the local R component of the multispectral images and total sugar;

(b): The logarithmic model between the local R component of the multispectral images and total sugar

表 4 多光谱图像局部 R 分量与总糖含量回归分析结果

Table 4 The results of the regression analysis between the local R component of the multispectral images and total sugar

拟合方式	拟合公式	调整后 R ²	F 值	p-value	显著性水平	备注
线性拟合	$y = 0.1401x + 18.115$	0.69419	19.15976	0.00325	***	80%数据集
对数拟合	$y = 22.194 - \frac{6.25}{1 + (\frac{x}{7.406})^{2.265}}$	0.97062	11522.40265	5.12407×10^{-10}	*****	80%数据集

式(1)表明, 蛇龙珠从未成熟至采收的时间段内, 总糖不断累积, 但累积速度为先快速后缓慢。

将实际检验的总糖含量作为标准值, 利用式(1)将验证集的多光谱图像 R 分量数据带入, 计算出预测总糖含量, 与标准值进行对比, 验证模型的精度。其结果如表 5 所示。

表 5 验证集葡萄总糖含量(实际含量)与模型预测总糖含量对比

Table 5 The comparison between the total sugar of the validation set and that of the model prediction results

日期	多光谱图像 R 分量	模型预测总糖含量 / %	实际检测总糖含量 / %	误差 / %
2016年9月24日	5.7	18.2	18.4	-1.09
2016年9月26日	4.0	17.2	17.1	+0.58
2016年9月28日	9.7	20.0	19.9	+0.50
2016年9月30日	11.7	20.6	19.7	+4.57
2016年10月3日	8.3	19.5	19.9	-2.01
2016年10月5日	11.3	20.5	20.8	-1.44
2016年10月8日	16.0	21.3	21.6	-1.39
2016年10月10日	31.2	21.9	22.0	-0.45
2016年10月12日	31.5	22.0	21.9	+0.46

由表 5 可知, 经验证, 模型的平均预测误差 $\leq 1.388\%$, 最大预测误差 $\leq 4.6\%$, 证明模型具有较高精度, 能够满足预测要求。

模型对 9 月 30 日与 10 月 3 日的总糖预测出现了两次较大的误差, 可能由三个原因导致: 一是在实际采集过程中, 图像的曝光会受到太阳光强度的影响, 而这两天为多云天气, 经常有云遮挡太阳, 因此对模型与回归结果有一定影响; 二是无人机搭载多光谱相机拍摄过程中, 抖动与相机安装角度可能存在影响; 三是拍摄白色标定板时与无人机拍摄时的光线可能存在差异, 导致有一定的标定误差。因此, 该模型的各项参数、样本数量和照片复杂度还可以不断优化。

于 2016 年 10 月 12 日在化验室对蛇龙珠进行了检测, 各项理化指标表明蛇龙珠已成熟, 并于 2016 年 10 月 13 日开始全面采收。采收时的总糖含量约为 22%, 预测误差为 $\pm 0.46\%$ 。选取 22% 为蛇龙珠成熟度的判别指标。由式(1)和表 5 可知, 当利用无人机搭载多光谱相机获得蛇龙珠图像后, 可将多光谱图像的局部 R 分量代入式(1), 预测出总糖含量。若经计算后的总糖含量为 $22\% \pm 0.46\%$, 即认为满足采收条件, 不再需要大面积采集样品后进行实验室滴定测量, 为大地块葡萄种植区的成熟度连续性监测提供了便捷手段。

此外, 其他酿酒葡萄品种(如赤霞珠、品丽珠)的成熟度也可能反映在叶片光谱上。因此, 研究的判定方法, 也可通过无人机搭载多光谱相机采集田间原位图像、选择适当的光谱分量与成熟度指标、构建相应的回归模型, 进行其他酿酒葡萄品种的成熟度检测。

在后续研究中, 可利用现有样本进行深度学习训练, 获得网络训练结果, 对比分析深度学习法、主成分分析法等不

同方法的建模效果；同时，可将训练结果移植至微型电脑树莓派等机载控制端，直接实现无人机端的酿酒葡萄成熟度实时判别。

3 结 论

针对蛇龙珠葡萄采收期判定的传统方法成本高、滞后性大、操作繁杂、劳动强度高等问题，提出了基于无人机近地面多光谱图像的蛇龙珠葡萄成熟度判别方法。在蛇龙珠从未成熟至采收前，利用无人机搭载多光谱相机，按日期跟踪拍摄多个小片区域内的蛇龙珠多光谱田间原位图像，结合图像处理与数据分析建模，与总糖检测结果对应，判定蛇龙珠成熟度，主要结论如下：

(1)局部 R 分量可作为蛇龙珠成熟度判定的光谱分量。多光谱图像的红色(R)分量、绿色(G)分量、近红外(NIR)分量值与日期均呈一定的上升或下降关系。通过对“分量值—日期”的线性回归分析，证明红色 R 分量与日期呈正显著关系，且叶片较为集中区域(局部)的 R 分量与日期呈最强的正

显著性($p\text{-value}=5.31444\times 10^{-4}$ ，调整后 $R^2=0.815$)。

(2)构建的局部 R 分量与总糖含量关系模型具有较小的预测误差。选取总糖含量作为蛇龙珠成熟度的判别指标。将各数据集按照模型集：验证集=4:1 的形式，对检测的总糖含量与局部 R 分量进行回归分析，发现二者之间更符合对数关系，且模型对验证集的平均预测误差 $\leq 1.388\%$ 、最大预测误差 $\leq 4.6\%$ ，证明模型具有较高的精度，能够满足检测需要。

所提出的蛇龙珠品种葡萄成熟度的判别方法，仅需依靠无人机采集的多光谱田间原位图像的分析结果，即可实现批量采收品质监测和采收时间预估，不再需要进行大面积采样和实验室化验的过程，便于对地块实行连续性监测，大幅度降低了生产成本与工作量，提升了检测速度和时效性，为酿酒葡萄品种采收和多光谱图像在农业实际生产中应用提供了新技术方案和新思路。

致谢：感谢山东省蓬莱市君顶酒庄为本试验提供场地与材料支持。

References

- [1] Schmidtke L M, Antalick G, Uklje K, et al. *Metabolomics*, 2020, 16(5): 211.
- [2] Zhang Xinyi, Kontoudakis Nikolaos, Suklje Katja, et al. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2020, 68(47): 13331.
- [3] Daniels Andries J, Poblete-Echeverria Carlos, Opara Umezureike L, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 1517.
- [4] Cai Zhengyun, Wu Longguo, Wang Jing, et al. *Science and Technology of Food Industry*, 2017, (2): 42.
- [5] Avila F, Mora M, Oyarce M, et al. *Journal of Food Engineering*, 2015, 162(10): 9.
- [6] ZHOU Zhi-yan, MING Rui, ZANG Yu, et al(周志艳, 明 锐, 臧 禹, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2017, 33(20): 1.
- [7] ZHAO Jing, LONG Teng, LAN Yu-bin, et al(赵 静, 龙 腾, 蓝玉彬, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2020, 36(3): 78.
- [8] LAN Yu-bin, ZHU Zi-hao, DENG Xiao-ling(蓝玉彬, 朱梓豪, 邓小玲, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2019, 35(3): 92.
- [9] CHEN Jun-ying, YAO Zhi-hua, ZHANG Zhi-tao, et al(陈俊英, 姚志华, 张志韬, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2020, 51(7): 178.
- [10] SU Bao-feng, WANG Cong, ZHANG Ru-fei, et al(苏宝峰, 王 琮, 张茹飞, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2020, 51(3): 156.
- [11] Oliveira R A, Nási R, Niemeläinen O, et al. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 246: 111830.
- [12] Hurley S P, Horney M, Drake A. *International Society for Optics and Photonics*, 2019, 11008: 1100807.
- [13] Anderson G, van Aardt J, Bajorski P, et al. *International Society for Optics and Photonics*, 2016, 9866: 98660H.

Cabernet Gernischt Maturity Determination Based on Near-Ground Multispectral Figures by Using UAVs

YANG Sheng-hui, ZHENG Yong-jun*, LIU Xing-xing*, ZHANG Tian-gang, ZHANG Xiao-shuan, XU Li-ming
College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract Wine grapes are generally harvested in batches, and their quality is affected by harvest time. Conventional methods mainly rely on the test of physical and chemical indicators of samples in laboratories, such as testing phenol and sugar, to determine the maturity of harvest. However, if multiple fields are required to be continuously monitored before harvesting, it will be difficult to ensure the quality of grapes due to large batches, high costs, heavy workload of sampling and analysis and lower timeliness. In this paper, Cabernet Gernischt taken as the study object, a novel method using the near-ground spectral images by Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) to determine maturity was proposed. A multispectral camera, ADC Micro, was carried by a four-rotor UAV, DJI Phantom, and the grape images of nine sampling points were taken in-situ with an S-shaped sampling route. Meanwhile, grape samples were collected. Then, a multispectral image processing software, PixelWrench2 x64, was employed for image processing to obtain the values of red (R), green (G) and near-infrared (NIR) index of each image. In addition, grape juice was obtained by pressing and total sugar was selected as the characteristic of maturity determination due to detection duration, cost and representativeness. A handheld sugar meter, PAI-1, was applied to detect the total sugar of the juice. Furthermore, the significance between R, G and NIR components and sampling date were respectively analysed, illustrating that the R component of leaf-dense areas (the local areas) had the most significant relation with and date (with $P\text{-value}=5.314\ 44\times 10^{-4}$ and Adjusted $R^2=0.815$). Therefore, the local R component was selected as the maturity characteristics of modelling. According to the principle that the model set and validation set should be 4 : 1, the models between total sugar and local R component were respectively developed using linear and logarithmic regression. The results showed that compared with the linear model, there was a very significant logarithmic relation between them (with $p\text{-value}=5.124\ 07\times 10^{-10}$, adjusted $R^2=0.970\ 62$). The mean of prediction errors of the model was less than or equal to 1.388%, the maximum prediction error of the model was less than or equal to 4.6% and the pre-harvest prediction error was $\pm 0.46\%$. It was demonstrated that the logarithm model had high accuracy of detection. As a consequence, before harvesting, the multispectral images of Cabernet Gernischt could be gathered in-situ in fields by using UAVs to collect spectral images to obtain the local R-component value. Then, the value could be taken into the logarithmic model to predict the content of total sugar. Based on the standard that total sugar should be $22\%\pm 0.46\%$, Cabernet Gernischt maturity could be determined. Hence, it is convenient and feasible to use spectral images of fields to predict wine grapes' quality and harvest time, which provides a novel idea for the application of spectral images in agricultural production.

Keywords Wine grapes; Multispectral figures; Unmanned Aerial Vehicles; Degree of maturity; Determination

(Received May 12, 2020; accepted Sep. 18, 2020)

* Corresponding authors