

# 浙江理工大学

## 硕士研究生学位论文开题报告

题目：基于无人机图像的水稻关键生育期估计方法的研究

姓名：\*\*\*

学号：\*\*\*

学科专业：计算机科学与技术

导师：\*\*\*

所在学院：计算机科学与技术学院（人工智能学院）

开题日期：2023. 11. 28

# 填 写 说 明

一、开题报告一律采用 A4 纸，于左侧装订成册。各栏填写不够时，请自行加页。

二、研究课题来源有国家自然科学基金、国家社会科学基金、省自然科学基金、省哲学社会科学规划课题、自选课题等，具体按《浙江理工大学科研业绩量化标准》相关内容填写。

三、开题报告格式参照《浙江理工大学研究生学位论文规范》执行。

四、硕士研究生学位论文开题报告应在 5000 字以上。



5000字以上，图文  
并茂

# 目 录

目录要按照系统要求，同时有相关的子目录

1. 研究目的与意义 .....	1
1.1 研究目的 .....	1
1.2 研究意义 .....	1
2. 国内外研究现状 .....	2
3. 研究内容与目标 .....	4
3.1 多品种水稻的冠层株高估计模型建立 .....	4
3.2 基于株高动态的水稻关键生育期估计 .....	4
3.3 基于多光谱图像的水稻生育期识别 .....	4
3.4 基于图像特征和文本特征的水稻生育期估计 .....	4
4. 研究的创新点、重难点及拟解决的关键性问题 .....	5
4.1 论文的创新点 .....	5
4.2 论文的重点 .....	5
4.3 论文的难点 .....	5
4.4 拟解决的关键问题 .....	5
5. 研究方案及可行性分析 .....	6
5.1 研究方案 .....	6
5.2 技术路线 .....	8
5.3 可行性分析 .....	8
6. 研究计划与进度安排 .....	11

学位论文题目	基于无人机图像的水稻关键生育期估计方法的研究		
研究课题来源	省（自治区、直辖市）项目	开题报告 答辩日期	2023 年 11 月 28 日
<div>1. 研究目的与意义</div> <div>1.1 研究目的</div> <p>对水稻幼穗分化期和抽穗期的准确估计，有助于确定水稻的种植时机和区域适应性，为育种工作提供基础数据<sup>[1-3]</sup>。本研究旨在开发一种基于无人机时间序列图像的集成建模方法，以在小区水平上估计多品种水稻的三个关键生育期：幼穗分化期始期、抽穗始期（始穗期）和抽穗末期（齐穗期）。具体目标是：</p> <div><div>(1) 构建株高生长曲线，并利用曲线特征来估计水稻关键生育期；</div><div>(2) 利用多光谱时间序列图像快速识别育种试验中各品种的生育阶段；</div><div>(3) 结合（1）和（2）中的模型来估计水稻关键生育期；</div><div>(4) 通过两年的独立育种试验评估水稻关键生育期估计方法的稳健性和可移植性。</div><div>1.2 研究意义</div><p>幼穗分化期是水稻生长发育过程中的一个重要转折点，它标志着水稻从营养生长阶段过渡到生殖生长阶段，此时水稻幼苗开始形成初始的生殖器官<sup>[4]</sup>。在穗发育完成后，水稻随即进入抽穗期，其中始穗期和齐穗期分别表示抽穗期的起始与终止，具体定义为整个样地水稻穗期达到 10%和 80%的阶段<sup>[5, 6]</sup>。能够准确评估幼穗分化期和抽穗期对水稻生长发育的评估、优良品种的筛选和育种方向的确定都具有极其重要的意义<sup>[7, 8]</sup>。传统上，水稻的幼穗分化期和抽穗期大多由农艺学家通过田间观察来确认<sup>[9]</sup>。这种方法涉及在广阔田野中挑选恰当的植株样本，并依据直观判断来评估水稻的生长阶段。但是，田间观测需要大量的人工劳动，主观判断导致判断标准解释上的人为误差，且频繁地进入农田可能对作物和环境造成伤害。因此，研发一种高效无损的估计方法来确定水稻关键生育期，显得至关重要。</p></div>			

## 2. 国内外研究现状

参考文献必须上标  
，按照引用的顺序

过去几十年，高频的田间考察一直是记录水稻生育期的常见做法，但当涉及到大规模处理时，对人力物力的需求高，这对育种工作的效率和准确性形成了显著阻碍<sup>[10, 11]</sup>。目前，CERES-Rice 和 SIMRIW 等各种作物生长模型被用于模拟和估计水稻的表型发育<sup>[12-15]</sup>。但是，这些模型需要根据环境和管理条件手动测量大量参数，主要适合于那些具备已知性状的特定品种，而不太适用于育种工作中许多未知性状的新品种<sup>[16, 17]</sup>。与此同时，基于卫星的遥感技术已经在作物生长监测方面展示出潜力<sup>[18-21]</sup>。然而，这些技术可能因云层遮蔽和大气条件变化而受到干扰，虽然通过模型拟合可以减少这些干扰，但依然可能遗漏一些细微的变动<sup>[22]</sup>。并且就育种试验而言，卫星图像通常无法提供足够高的空间分辨率，这一点在田间区域相对较小的情况下尤为明显<sup>[23, 24]</sup>。

目前，配备 RGB、多光谱和高光谱传感器的无人机为监测作物生长条件提供了一种新的手段<sup>[25-27]</sup>。例如，Zhang 等人利用无人机多光谱图像数据准确估计了冬季油菜的开花期，结果显示其均方根误差为 3.7 天<sup>[28]</sup>。Guo 等人将无人机 RGB 图像中提取的光谱和纹理特征融合用于识别夏季玉米的抽穗期，获得了 5.8 天的均方根误差<sup>[29]</sup>。但是这些方法通常适用于单一品种或小范围品种，且重点关注生长较为均匀的阶段。目标检测技术也被应用到无人机所获取的 RGB 图像或地面固定相机捕获的图像上，其重点主要在于检测图像中穗的穗型结构<sup>[30-32]</sup>。这些研究多采用如 YOLO 系列和 Faster R-CNN 之类的目标检测模型，依赖于高分辨率的图像数据，这在大规模且包含多个品种的育种计划中实施起来可能存在困难<sup>[33, 34]</sup>。总之，目前这些基于无人机的监测方法的应用展示了在作物监测方面的强大潜力，但仍然需要针对特定的种植状况以及育种程序进行优化和调整，以达到更广泛且精确的应用。

株高是作物生长的关键参数之一，它在识别作物生育期方面具有重要的潜力<sup>[35]</sup>。无人机为高通量株高测量提供了技术手段，主要包含两种方法：基于数字表面模型（DSM）的方法和基于植被指数的方法<sup>[36, 37]</sup>。这些方法在作物栽培实验上实现了作物株高的高通量估计并减少了人工成本<sup>[38]</sup>。但 DSM 的准确性取决于有效采样点的数量<sup>[39]</sup>。目前尚不确定基于 DSM 的估算方法是否能准确估计作物整个生育期的冠层高度，特别是在植物采样点数量有限的早期生长阶段。另一方面，植被指数的变化因作物品种、生长阶段和环境条件而异<sup>[40, 41]</sup>。因此，有必要评估植被指数在估算多品种水稻冠层高度中的适用性。此外，以往对作物生长的研究使用无人机图像拟合 S 型曲线来模拟作物生长<sup>[42]</sup>。Borra-Serrano 等使用 beta 和 Gompertz 函数

拟合冠盖度和冠层高度并计算不同基因型大豆的作物参数，包括最大绝对生长速率、最大高度等<sup>[43]</sup>。而 Zhao 等人则利用株高增长曲线的二阶导数估计小麦抽穗期<sup>[44]</sup>。然而，像水稻这样的作物在移栽后需要一定的生长恢复期，因此其生长模式可能有所不同。因此，需要针对水稻进行株高生长模型研究，并评估模型在估计水稻关键生育期方面的有效性。



### 3. 研究内容与目标

#### 3.1 多品种水稻的冠层株高估计模型建立

本研究以 550 个主要栽培水稻品种作为研究对象，收集水稻全生育期的多光谱冠层图像和 DSM 图像。通过分析基于 DSM 的方法和基于植被指数的方法在估算多品种水稻全生育期的冠层高度上的适用性和局限性，建立一个准确可靠的冠层株高估计模型。

#### 3.2 基于株高动态的水稻关键生育期估计

本研究对 2022 年多品种水稻全生育期的冠层高度和关键生育期（幼穗分化始期、始穗期和齐穗期）进行了记录。通过采用最佳

内容和目标可以一起，也可以分开。如果一起，需要在每个内容中写清楚你要达到的目标。研究内容最好罗列2-4个，层次清楚。请注意阅读文献、撰写综述等这些都不是你要研究的内容。而是你要完成你的课题需要研究的具体内容，以及需要达到的目标。

#### 3.3 基于多光谱图像的水稻生育期识别

本研究主要采用深度学习中的分类方法对多光谱图像进行生育期识别。通过设置不同的训练参数，分析不同方法和超参数对识别结果的影响，并选择具有最好泛化性能的模型，同提取与水稻关键生育期相关的图像特征。

#### 3.4 基于图像特征和文本特征的水稻生育期估计

本研究将结合 3.3 构建的生育期识别模型中获取的图像特征和 3.2 提取的文本特征，进行特征融合。通过使用主流的特征融合方法，对水稻的关键生育期进行估计，并对比不同模型的结果，评价不同特征在水稻关键生育期估计中的重要性。

## 4. 研究的创新点、重难点及拟解决的关键性问题

必须分开来。重难点可以结合在一起。

### 4.1 论文的创新点

(1) 对比分析了基于多光谱无人机的不同株高估计方法并评估了它们的适应性和局限性；

(2) 提出了基于水稻株高生长模型的曲线特征，这些曲线特征与水稻关键生育期具有显著相关性；

(3) 提出了基于图像特征和株高曲线特征的特征融合模型，用于估计水稻生育期，并通过两年的育种实验评估这种方法在估计水稻关键生育期方面的鲁棒性和可移植性。

### 4.2 论文的重点

本研究的重点是建立一种深度学习方法，利用多光谱无人机图像快速识别水稻的生长阶段。同时，利用识别模型提取与水稻生育期相关的图像特征，并构建基于图像特征和曲线特征的特征融合模型来估计水稻的关键生育期。

### 4.3 论文的难点

在作物育种试验中，即使同一批水稻品种同时播种/移植，它们的生育期在单次无人机飞行任务中也会存在差异。这将导致图像中存在大量冠层异质以及时间序列长度的不一致。因此，如何构建适应时序长度不一致的水稻关键生育期估计模型成为本研究的难点。

### 4.4 拟解决的关键问题

关键问题是如何构建适当的深度学习模型，以及如何调整深度学习模型的参数，以获得最优的估计结果。研究将尝试不同的网络层次结构、损失函数和正则化算法，以使网络更好地收敛和训练损失曲线下降，以达到更准确的水稻关键生育期估计结果。



## 5. 研究方案及可行性分析

### 5.1 研究方案

#### (1) 无人机图像预处理

在进行无人机拍摄后，使用 DJI SmartMap 软件（V3.4，DJI 大疆创新科技有限公司，中国）对原始冠层图像进行拼接，创建了 DSM、R、G、B、NIR 和 RE 的正射影像图。运用自研的批处理平台对小区进行分割，并采用大津法将水稻植株与背景进行有效分离。

#### (2) 株高估计模型的建立

本研究使用基于 DSM 的方法和基于植被指数的方法来估计水稻植株高度，如图 5.1 所示。对于 DSM，我们使用水稻生长阶段获得的 DSM 与种植前获得的 DSM 之间的差值来估计水稻冠层株高，测试不同的分位数（第 50 百分位数、第 75 百分位数和第 95 百分位数）以评估基于 DSM 的方法的稳定性；对于植被指数，分别构建线性回归模型和二阶段线性阈值回归模型来估计水稻冠层株高。

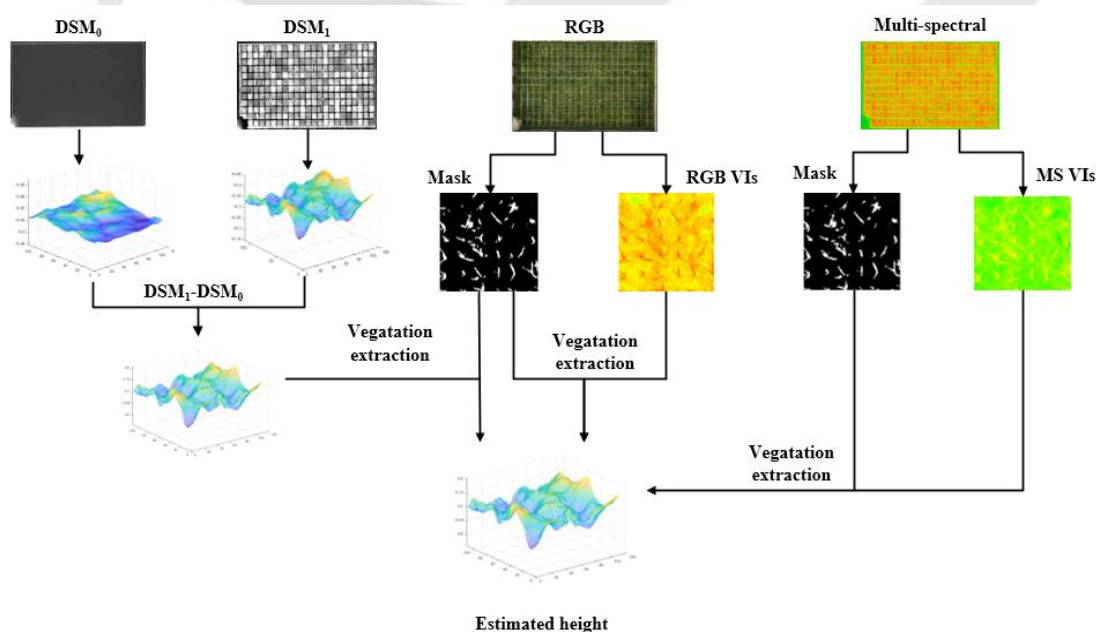


图 5.1 株高估计流程

研究方案必须根据研究内容写出详细的研究方案，应该有一个总的技术路线图。每块内容也可以包含研究技术路线图

图标按照5.1、5.2  
。。。来排序

### (3) 基于株高动态的水稻生育期估计

应用 Logistic 模型对移植后植被生长情况进行过滤，排除噪声和大气干扰。此外，以移栽后天数（DAT）为自变量，株高为因变量，比较零初始增长率（ZIGM）和非零初始增长率（NZIGM）的增长曲线模型，以确定是否有必要考虑移栽后水稻株高生长停滞的时期，曲线参数采用 Trust-Region 方法估计。计算各小区增长曲线的一阶导数和二阶导数，提取一阶导数最大值对应的 DAT（ $FD_{max}$ ），以及二阶导数最大值和最小值对应的 DAT（ $SD_{max}$ 、 $SD_{min}$ ）作为关键的潜在指标。使用  $FD_{max}$ 、 $SD_{max}$  和  $SD_{min}$  和曲线拟合参数（a、b、c、d）作为株高的曲线特征，结合机器学习算法对水稻关键生育期进行估计。

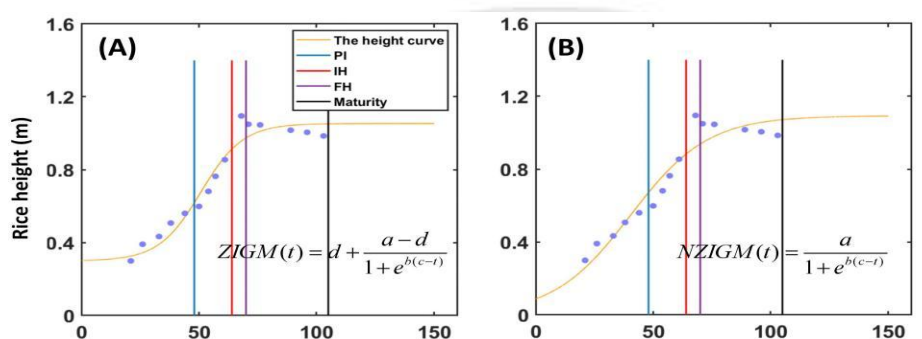


图 5.2 ZIGM 和 NZIGM 增长曲线

### (4) 多光谱图像生育期识别

将移栽后的水稻生育期分为分蘖期、幼穗分化期、抽穗期、灌浆期、成熟期等 5 个主要生长阶段，使用多光谱图像数据集训练 Resnet、EfficientNetV2、Vision Transformer 等深度学习神经网络，选取分类准确率最高的分类网络提取水稻的分蘖期、幼穗分化期和抽穗扬花期的图像特征，同时使用 LSTM、TimesNet 等时间序列算法根据时序图像特征估计水稻关键生育期。

### (5) 基于图像特征和株高曲线特征的水稻生育期估计

使用 LSTM、TimesNet 等时序网络框架提取时序图像特征，构建特征融合网络将时序图像特征和株高曲线特征融合以估计水稻关键生育期。对比不同的特征融合模型的结果，选择估计性能最好的特征融合框架，评价不同特征的特征重要性。

## 5.2 技术路线

- ① 从移栽开始，采集水稻多光谱图像，每周一次。通过 DJI MAP 平台对采集图像进行拼接和 3D 重建后，使用批处理平台进行小区切分；
- ② 计算全生育期的植被指数，分析基于 DSM 的方法和基于植被指数的方法在进行株高估计上的适用性。选择最优方法构建株高生长模型，提取株高；
- ③ 选择最优方法构建株高生长模型，提取株高曲线特征，构建基于株高曲线特征的关键生育期估计模型；
- ④ 对比不同的生育期识别模型，选择最优模型提取时序图像特征，根据时序图像特征估计水稻关键生育期；
- ⑤ 融合曲线特征和时序图像特征估计水稻关键生育期；
- ⑥ 关键生育期估计结果可视化，为育种服务提供支持。

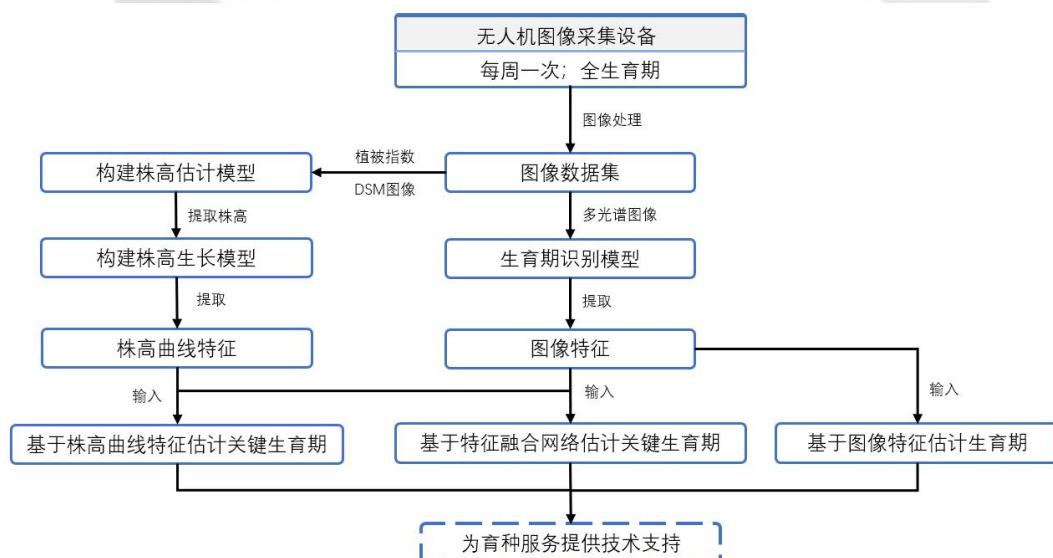


图 5.3 本文技术路线图

## 5.3 可行性分析

### (1) 当前研究结果分析

以 2022 年 435 个小区为研究对象，通过比较 DSM 提取的水稻株高与实际测量的株高，从数据集、方法或方案、软硬件环境等来进行分析，验证 DSM 提取的株高与实际测量的株高的符合和特征提取，结合机器学习算法进行水稻关键生育期的估计和分析其准确性。试验结果表明：DSM 提取的水稻株高能有效地替代实际测量的株高（图 5.4）；Logistic 曲线特征 a、b、d，以

及  $FD_{\max}$  和  $SD_{\min}$ ，与水稻关键生育期之间存在显著相关关系（图 5.5）；通过应用多元线性回归（MLR）模型、随机森林（RF）模型和支持向量回归（SVR）模型，结合从 Logistic 曲线提取曲线特征（a、b、d、 $FD_{\max}$  和  $SD_{\min}$ ）、株高和移栽后生育期，能够有效估计多个水稻品种的幼穗分化期、始穗期和齐穗期。其中，使用曲线特征和农艺性状的组合和 RF 对多个水稻品种的幼穗分化期（ $R^2=0.833$ ， $RMSE=4.357$  天）、始穗期（ $R^2=0.885$ ， $RMSE=2.641$  天）和齐穗期（ $R^2=0.894$ ， $RMSE=2.565$  天）进行估计的准确度最高（图 5.6）。这些试验结果初步证明了基于无人机图像估计水稻关键生育期的可行性。

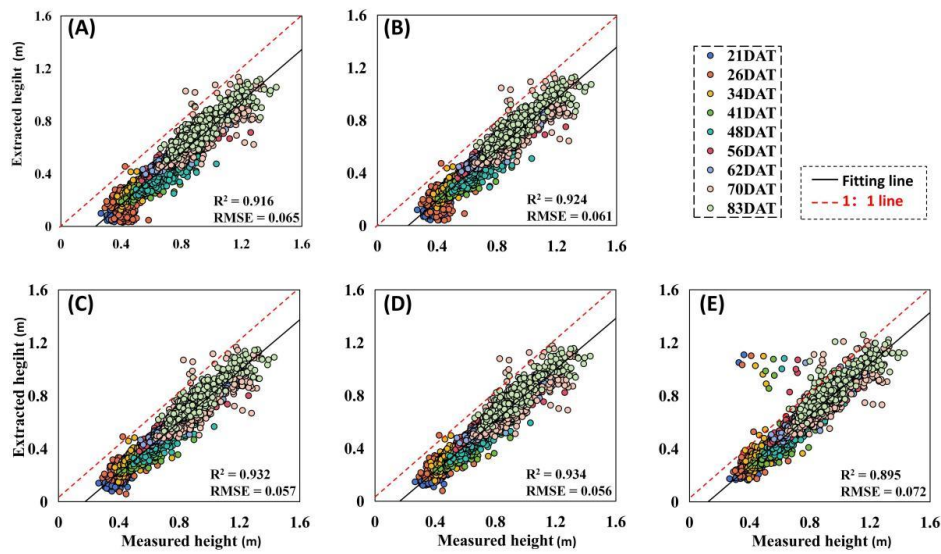


图 5.4 不同百分位点 DSM 提取水稻株高的效果

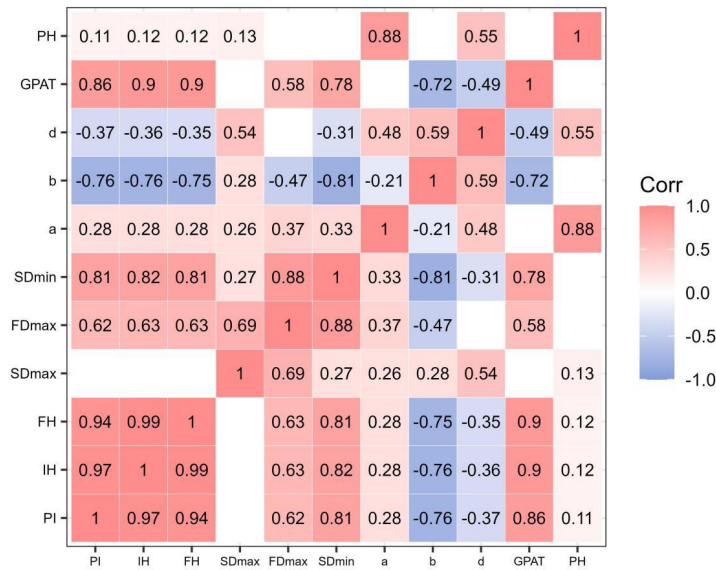


图 5.5 水稻关键生育期、Logistic 曲线的特征参数和农艺性状的相关性热图

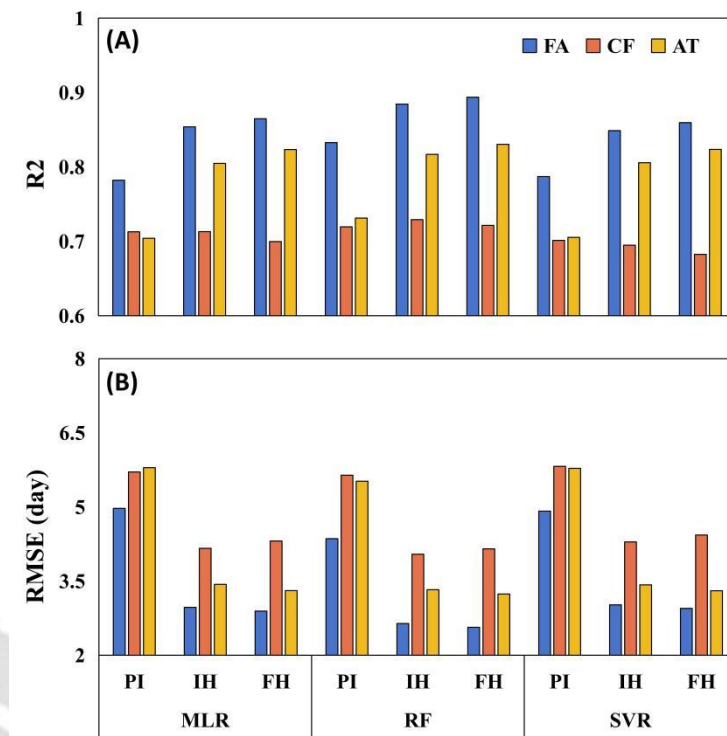


图 5.6 利用机器学习算法对水稻的关键生育期进行估计

## (2) 硬件平台支撑

本研究基于 ubuntu 20.04.64 位操作系统，64G 内存（RAM），GPU 采用 2 块 GTX 3060 Ti，以满足基于深度学习的研究；该试验在位于浙江省杭州市富阳区的中国水稻研究所试验农场进行，使用 DJI P4M 四旋翼无人机进行图像数据采集，以满足数据采集需求。

## 6. 研究计划与进度安排

可以用下面的表格，也可以  
分开来撰写。主要时间节点  
。可以按照3-6个月的时间节  
点来写

时间	研究内容	工作进度
2022.06.01—2022.09.30	2022 年多品种水稻全生育期图像采集	已完成
2022.09.30—2022.12.10	搭建无人机图像预处理平台并进行图像切分	已完成
2022.12.11—2023.06.10	研究基于多光谱无人机的株高估计方法和基于株高动态的关键生育期估计方法	已完成
2023.06.01—2023.10.12	2023 年多品种水稻全生育期图像采集	已完成
2023.10.13—2023.12.20	撰写期刊论文	正在完成
2023.12.2—2024.05.31	研究基于无人机图像的水稻关键生育期估计方法	待完成
2024.06.1—2024.09.30	撰写期刊论文	待完成
2024.10.1—2025.03.31	撰写毕业论文	待完成
2025.04.0—2025.05.30	提交论文全部资料、准备毕业答辩	待完成



## 参考文献

- [1] Bai H, Xiao D, Zhang H, et al. Impact of warming climate, sowing date, and cultivar shift on rice phenology in China during 1981–2010 [J]. International Journal of Biometeorology, 2017, 62(8): 1077-89.
- [2] Yang Z, Shao Y, Li K, et al. An improved scheme for rice phenology estimation based on time-series multispectral HJ-1A/B and polarimetric RADARSAT-2 data [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 195: 184-201.
- [3] Ye T, Zong S, Kleidon A, et al. Impacts of climate warming, cultivar shifts, and phenological dates on rice growth period length in China after correction for seasonal shift effects [J]. Climatic Change, 2019, 155(1): 127-43.
- [4] Moldenhauer K, Slaton N. Rice growth and development [J]. Rice Production Handbook, 2001: 7-14.
- [5] Yabe S, Nakagawa H, Adachi S, et al. Model analysis of genotypic difference in the variation of the duration from heading to flower opening based on the flower position on a panicle in high-yielding rice cultivars [J]. Field Crops Research, 2018, 223: 155-63.
- [6] Guo W, Fukatsu T, Ninomiya S. Automated characterization of flowering dynamics in rice using field-acquired time-series RGB images [J]. Plant Methods, 2015, 11(1): 7.
- [7] Homma K, Horie T, Shiraiwa T, et al. Delay of heading date as an index of water stress in rainfed rice in mini-watersheds in Northeast Thailand [J]. Field Crops Research, 2004, 88(1): 11-9.
- [8] Shi P, Tang L, Wang L, et al. Post-Heading Heat Stress in Rice of South China during 1981-2010 [J]. PLoS One, 2015, 10(6): e0130642.
- [9] Zheng H, Cheng T, Yao X, et al. Detection of rice phenology through time series analysis of ground-based spectral index data [J]. Field Crops Research, 2016, 198: 131-9.
- [10] Bendig J, Yu K, Aasen H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 39: 79-87.
- [11] Lyu S X, Noguchi N, Ospina R, et al. Development of phenotyping system using low altitude UAV imagery and deep learning [J]. Int J Agr Biol Eng, 2021, 14(1):

207-15.

- [12] Rezaei M, Shahnazari A, Sarjaz M R, et al. Improving Agricultural Management in a Large-Scale Paddy Field by Using Remotely Sensed Data in the Ceres-Rice Model [J]. *Irrig Drain*, 2016, 65(2): 224-8.
- [13] Hoang L, Ngoc T A, Maskey S. A robust parameter approach for estimating CERES-Rice model parameters for the Vietnam Mekong Delta [J]. *Field Crops Research*, 2016, 196: 98-111.
- [14] Homma K, Maki M, Hirooka Y. Development of a rice simulation model for remote-sensing (SIMRIW-RS) [J]. *J Agric Meteorol*, 2017, 73(1): 9-15.
- [15] Raksapatcharawong M, Veerakachen W, Homma K, et al. Satellite-Based Drought Impact Assessment on Rice Yield in Thailand with SIMRIW-RS [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(13).
- [16] Stone L F, Heinemann A B. Simulation of nitrogen management in upland rice with ORYZA/APSIM 2000 model [J]. *Rev Bras Eng Agr Amb*, 2012, 16(6): 611-7.
- [17] Rezaei E E, Siebert S, Hüging H, et al. Climate change effect on wheat phenology depends on cultivar change [J]. *Sci Rep-Uk*, 2018, 8.
- [18] Hayes M J, Decker W L. Using satellite and real-time weather data to predict maize production [J]. *International Journal of Biometeorology*, 1998, 42(1): 10-5.
- [19] Ramadhani F, Pullanagari R, Kereszturi G, et al. Automatic Mapping of Rice Growth Stages Using the Integration of SENTINEL-2, MOD13Q1, and SENTINEL-1 [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(21).
- [20] Ramadhani F, Koswara M R S, Apriyana Y, et al. The comparison of numerous machine learning algorithms performance in classifying rice growth stages based on Sentinel-2 to enhance crop monitoring in national level [J]. *Iop C Ser Earth Env*, 2021, 648.
- [21] Ramadhani F, Pullanagari R, Kereszturi G, et al. Mapping a Cloud-Free Rice Growth Stages Using the Integration of PROBA-V and Sentinel-1 and Its Temporal Correlation with Sub-District Statistics [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(8).
- [22] Wang H F, Ghosh A, Linqvist B A, et al. Satellite-Based Observations Reveal Effects of Weather Variation on Rice Phenology [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9).
- [23] Demirel H, Anbarjafari G. Discrete Wavelet Transform-Based Satellite Image Resolution Enhancement [J]. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(6): 1997-2004.



- [24] Khaliq A, Comba L, Biglia A, et al. Comparison of Satellite and UAV-Based Multispectral Imagery for Vineyard Variability Assessment [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(4).
- [25] Yang Q, Shi L S, Han J Y, et al. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images [J]. *Field Crops Research*, 2019, 235: 142-53.
- [26] Sener M, Pehlivan M, Tekiner M, et al. Unmanned Aerial Vehicle (Uav) Based Remote Sensing for Crop Pattern Mapping, Turkey [J]. *Fresen Environ Bull*, 2018, 27(12a): 8831-7.
- [27] Feng Q L, Yang J Y, Liu Y M, et al. Multi-Temporal Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing for Vegetable Mapping Using an Attention-Based Recurrent Convolutional Neural Network [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10).
- [28] Zhang C, Xie Z A, Shang J L, et al. Detecting winter canola (*Brassica napus*) phenological stages using an improved shape-model method based on time-series UAV spectral data [J]. *Crop J*, 2022, 10(5): 1353-62.
- [29] Guo Y H, Fu Y H, Chen S Z, et al. Integrating spectral and textural information for identifying the tasseling date of summer maize using UAV based RGB images [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102.
- [30] Lyu M, Lu X, Shen Y, et al. UAV time-series imagery with novel machine learning to estimate heading dates of rice accessions for breeding [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2023, 341: 109646.
- [31] Xiong H P, Cao Z G, Lu H, et al. TasselNetv2: in-field counting of wheat spikes with context-augmented local regression networks [J]. *Plant Methods*, 2019, 15(1).
- [32] Mirnezami S V, Srinivasan S, Zhou Y, et al. Detection of the Progression of Anthesis in Field-Grown Maize Tassels: A Case Study [J]. *Plant Phenomics*, 2021, 2021.
- [33] Wang X Y, Yang W N, Lv Q C, et al. Field rice panicle detection and counting based on deep learning [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13.
- [34] Chandra A L, Desai S V, Balasubramanian V N, et al. Active learning with point supervision for cost-effective panicle detection in cereal crops [J]. *Plant Methods*, 2020, 16(1).
- [35] Sheng R T C, Huang Y H, Chan P C, et al. Rice Growth Stage Classification via RF-Based Machine Learning and Image Processing [J]. *Agriculture-Basel*, 2022,

12(12).

- [36] Papadavid G, Hadjimitsis D, Toullos L, et al. Mapping potato crop height and leaf area index through vegetation indices using remote sensing in Cyprus [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2011, 5(1): 053526.
- [37] Zang H, Wang Y, Yang X, et al. Estimation of Density and Height of Winter Wheat Varieties Using Unmanned Aerial Vehicles Images [J]. *Journal of Biobased Materials and Bioenergy*, 2022, 16(6): 821-9.
- [38] Guo Y, Xiao Y, Li M, et al. Identifying crop phenology using maize height constructed from multi-sources images [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 115: 103121.
- [39] Fissore E, Pirotti F. DSM AND DTM FOR EXTRACTING 3D BUILDING MODELS: ADVANTAGES AND LIMITATIONS [J]. *Int Arch Photogramm Remote Sens Spatial Inf Sci*, 2019, XLII-2/W13: 1539-44.
- [40] Zhi C, Zhi C, Yurui L, et al. When and where did the Loess Plateau turn “green”? Analysis of the tendency and breakpoints of the normalized difference vegetation index [J]. *Land Degradation & Development*, 2018, 29(1): 162-75.
- [41] Subhanil G, Himanshu G. An assessment on the relationship between land surface temperature and normalized difference vegetation index [J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2020, 23: 1944-63.
- [42] Chang A J, Jung J H, Maeda M M, et al. Crop height monitoring with digital imagery from Unmanned Aerial System (UAS) [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 141: 232-7.
- [43] Borra-Serrano I, De Swaef T, Quataert P, et al. Closing the Phenotyping Gap: High Resolution UAV Time Series for Soybean Growth Analysis Provides Objective Data from Field Trials [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10).
- [44] Zhao L, Guo W, Wang J, et al. An Efficient Method for Estimating Wheat Heading Dates Using UAV Images [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3067.

## 导师意见：

（对课题选题等进行必要的补充说明。明确是否同意开题。）



导师签名： 年 月 日

硕士研究生学位论文开题报告答辩小组名单				
姓名	职称	是否硕导	工 作 单 位	签名
	教授	是		
	教授	是	计算机科学与技术学院（人工智能学院）	
	讲师	是	计算机科学与技术学院（人工智能学院）	

3-5个成员，导师不能作为组长

开题报告答辩小组审查意见：

（对学位论文选题依据、研究创新性、研究方案可行性和研究生本人工作基础等方面进行评价；提出开题报告存在的主要问题和修改意见；明确开题报告“通过”或“不通过”。）

意见模板：

该生在前期通过查阅\*\*\*等方面的相关文献，对论文选题的国内外研究现状有了（全面，较全面，基本）的了解。论文研究内容与方法（合理，较合理，基本合理），具有一定的创新性，研究方案（详实可行，较详实可行，基本详实可行）。工作安排合理，态度（认真，较认真，尚可）。目前该生对课题的前期研究准备工作已（完成，基本完成），开题报告格式（规范，较规范，基本规范）。

开题报告存在的问题和修改意见如下：

通过（不通过）该生开题报告。

开题报告评议小组组长签名： 年 月 日