

基于结实率阈值与机器学习的水稻稳产筛选——以罗定区域试验为例



陈俊霖¹, 林宇萍¹, 张辉昌¹, 陈小华¹, 梁江富¹, 陈志远^{2,*}

¹罗定市农业发展中心, 广东罗定 527200

²广东省农业科学院水稻研究所, 广东广州 510640

摘要:【目的】构建适用于双季稻产区的机器学习辅助稳产筛选体系, 为品种审定与农技推广提供数据化辅助参考。【方法】提出一种规则阈值与机器学习协同的双轨筛选框架, 以 2022—2024 年广东省罗定试点 3 年 6 造 230 个有效参试材料为对象, 通过田间调查与考种获取产量、结实率、每穗实粒数、千粒重、株高、全生育期等核心农艺性状。构建双轨框架: 第一模块以规则阈值(结实率 $\geq 68\%$ 且对照增产 $\geq 0\%$)进行稳产初筛, 并以 K 近邻(KNN, $K=5$)二分类做一致性核查; 第二模块采用逻辑回归(LR)三分类进行产量预测, 以重复交叉验证评估性能。【结果】2023 年晚造因台风引发病虫害, 较 2022 年晚造减产 52.6%。规则阈值从 33 个参试材料中筛出 24 个稳产材料(规则检出率 72.7%), 平均结实率 77.3%; KNN 二分类与规则生成标签的内部一致率为 72.7%(属内部一致性核查, 非独立预测)。结实率与产量 Spearman $\rho=0.411$ ($P<0.001$) 为关键关联因子。LR 三分类重复交叉验证准确率 $58.9\% \pm 6.5\%$, 约为随机基线(33.3%)的 1.8 倍; KNN 稳产二分类交叉验证准确率 $66.1\% \pm 6.4\%$ 。上述关键正相关因子的显著性经 Bonferroni 校正($\alpha'=0.05/6 \approx 0.0083$)后仍成立, 表明结论对多重比较不敏感。【结论】双轨框架将规则初筛与数据驱动分类相结合, 可在台风影响年份辅助识别稳产材料, 为罗定及生态相似区域提供低成本技术方案; 受单一试点限制, 跨区域适应性有待多点验证。

关键词: 水稻; 品种筛选; 稳产性; 结实率; 机器学习

DOI: [10.57237/j.jaf.2026.01.002](https://doi.org/10.57237/j.jaf.2026.01.002)

Stable-Yield Rice Variety Screening Based on Seed-Setting Rate Thresholds and Machine Learning: A Case Study of the Luoding Regional Trial

Chen Junlin¹, Lin Yuping¹, Zhang Huichang¹, Chen Xiaohua¹, Liang Jiangfu¹, Chen Zhiyuan^{2,*}

¹Luoding Agricultural Development Center, Luoding 527200, China

²Rice Research Institute, Guangdong Academy of Agricultural Sciences, Guangzhou 510640, China

Abstract: [Objective] To develop a machine-learning-assisted stable-yield screening framework for double-cropping rice regions, providing a data-driven auxiliary reference for variety certification and agricultural extension. [Method] Proposing

基金项目: 省级乡村振兴战略专项(种业振兴行动)项目——农作物品种试验(No. 2024-445381-69010000-0001).

*通信作者: 陈志远, cjdzzy@126.com

收稿日期: 2026-07-27; 接受日期: 2026-08-13; 在线出版日期: 2026-09-07

<http://www.agrforestry.com>

a dual-track screening framework that integrates rule-based thresholds with machine learning, based on 230 valid trial materials spanning 3 years and 6 cropping seasons (2022–2024) at the Luoding regional trial site, core agronomic traits including yield, seed-setting rate, filled grains per panicle, 1000-grain weight, plant height, and growth duration were obtained through field investigation and laboratory testing. A dual-track framework was constructed: Track I used a rule-based threshold (seed-setting rate $\geq 68\%$ and yield increase over control $\geq 0\%$) for preliminary screening, with K-nearest neighbor (KNN, $K=5$) binary classification as a consistency check; Track II employed logistic regression (LR) three-class classification for yield prediction, evaluated by repeated cross-validation. [Result] The 2023 late season, affected by typhoon-induced pest outbreaks, experienced a 52.6% yield reduction. The rule-based threshold screened 24 stable-yield materials (detection rate 72.7%), with a mean seed-setting rate of 77.3%, and KNN classification agreed with the rule at 72.7% (this is an internal consistency check between rule and classifier, not an independent prediction, since seed-setting rate is both a rule condition and a model input feature). Spearman rank correlation between seed-setting rate and yield was $\rho=0.411$ ($P<0.001$). LR achieved repeated cross-validation accuracy of $58.9\% \pm 6.5\%$ (about 1.8x the 33.3% random baseline); KNN binary classification accuracy was $66.1\% \pm 6.4\%$. The above key correlation factors remained significant after Bonferroni correction ($\alpha'=0.05/6$ approx 0.0083), indicating robustness to multiple comparisons. [Conclusion] The dual-track framework integrating rule-based screening with data-driven classification can assist in identifying stable-yield materials under typhoon-impacted conditions, providing a low-cost technical solution for Luoding and ecologically similar regions; cross-regional adaptability awaits multi-site validation.

Keywords: Rice; Variety Screening; Yield Stability; Seed-setting Rate; Machine Learning

1 前言

罗定盆地位于广东省西部 ($22^{\circ}40'N$, $111^{\circ}35'E$), 属亚热带季风气候区, 早造温光充足、晚造台风多发, 是粤西核心双季稻产区[1], 水稻种植面积常年稳定在 3.5 万 hm^2 , 产量约占粤西水稻总产的 18%。品种选择是水稻生产的关键环节, 但传统的品种筛选多依赖经验判断, 缺乏量化依据。在区试数据分析方法方面, 已有研究从传统方差分析发展为 AMMI 模型和 GGE 双标图综合分析, 可有效评价品种的丰产性、稳产性和广适性[2]; 灰色关联度分析法也因其对小样本、贫信息系统适用性强的特点, 被用于量化农艺性状与产量的关联程度[3]。在机器学习模型应用方面, 张春磊等[4]构建了 CE-CGRU 水稻产量预测模型, 表明深度学习能有效捕捉产量与环境因素间的复杂非线性关系; 陈嘉铨等[5]开发了基于改进遗传算法优化 BP 神经网络预测模型 (CGA-BP), 验证了改进遗传算法优化 BP 网络可显著提升预测精度; 胡林[6]基于深度学习实现了田间水稻稻穗识别与产量预测。Kamilaris 等[15]对深度学习在农业中应用的系统综述, 印证了机器学习方法在作物性状分析与产量预测中的广泛适用性, 为本研究的模型选择提供了方法学支撑。在极端天气影响方面, 周曙东等[7]研究表明气候变化对中国南方水稻产量产生显著影响, 陈风波等[8]证实热带气旋导致倒伏

率每增 10% 可使产量下降约 2.9%。Fu 等[14]基于全国长序列观测与降水控制实验证实, 极端降水使中国水稻年均减产约 1/12, 华南与东南沿海最为脆弱, 凸显稳产品种筛选的气候适应性价值。然而, 现有研究多集中于单一模型应用, 将“多年数据验证、样本筛选、极端天气应对”三个维度进行系统性整合的研究尚不多见。广东省品种区试对照品种研究[9]显示, 2006—2022 年全省共使用过 31 个对照品种, 这些品种大多具有高产、广适、抗稻瘟病的特点, 其更迭规律为品种筛选提供了重要参考。广东省优质稻品种选育经验[10]也为育种方向提供了有益借鉴。鉴于此, 本研究基于 2022—2024 年罗定试点 3 年 6 造期数据, 聚焦三个目标: (1) 构建基于多年区试数据的机器学习模型并验证其性能; (2) 分析核心农艺性状与产量的关联性; (3) 构建适配罗定地区的“样本筛选—品种分类—育种指引”机器学习应用体系。本研究的创新点在于提出“规则阈值+机器学习”双轨协同框架, 填补上述研究空白: 第一轨 (筛选轨) 以农艺学公认的结实率阈值 ($\geq 68\%$) 做初筛, 叠加 K 近邻 (KNN, $K=5$) 做一致性核查, 保证筛选结果在品种审定实践中可操作; 第二轨 (预测轨) 以逻辑回归 (LR) 做产量三分类 (高/中/低) 预测, 结合 K 均值聚类指导育种方向, 定位为辅助参考工具而非独立决

策。两轨分工明确：前者输出“稳产名单”（白名单式判定），后者输出“风险提示”（概率式判断），互不替代，协同支撑基层农技推广的低成本技术需求。

2 材料与方法

2.1 试验地点与材料

试验于 2022—2024 年在广东省罗定市罗平镇（22°40'N, 111°35'E）连续进行。试验田土壤类型为潴育型水稻土，有机质含量 2.3%~2.8%，pH 值 5.5~6.2。供试材料为广东省常规水稻品种区域试验的参试材料，所有品种由省区试主管部门统一编号分配，由本试点统一育秧、移栽和田间管理。按熟期与类型分入不同组别，各组编号独立，同一编号在不同年份或不同组别中代表不同材料。2022—2024 年累计参试材料 251 个，其中对照品种（CK）重复种植共 21 个次，有效参试材料 230 个。

对照品种共 4 个，按其所属熟期组别分别设置：玉香油占（早造常规水稻中迟熟组 A 组对照）、合丰丝苗（早造常规水稻迟熟组 A 组对照）、华航 31 号（晚造常规水稻感温中熟组 A 组对照）、粤晶丝苗 2 号（晚

造常规水稻感温迟熟组 A 组对照）。各对照品种在其所属组别中每造重复种植，3 年 6 造累计 21 个对照样本记录，仅作为稳产性评价的基准参照，不参与筛选建模[9]。

2.2 试验设计

试验采用随机区组设计，3 次重复，小区面积 13.3 m²（6.67 m×2.0 m），小区间设 30 cm 隔离行。2022—2024 年每年早、晚两造连续开展，共 6 个造期，各造期时间安排如下：早造 3 月中旬播种、4 月中旬移栽、7 月中下旬收获；晚造 7 月中旬播种、8 月中旬移栽、11 月中下旬收获。参试材料按熟期与类型分入不同组别：早造设中迟熟组 A/B 两组、迟熟组 A/B 组；晚造设感温中熟组 A/B 两组、感温迟熟组 A/B 两组。各造期组别设置及参试材料数量分布见表 1。栽培管理按《广东省农作物品种试验办法》执行：早造以彩虹牌水稻专用肥（N-P-K 24-7-19）与茶麸为基肥，晚造以拉多美复合肥料（N-P-K 25-10-16）为基肥；本田期视虫情进行除虫，各造期用药方案按《广东省农作物品种试验办法》统一执行。试验期间防虫不防病，各处理水肥管理、病虫害防治等措施保持一致。

表 1 2022—2024 年罗定试点试验材料的年度、造期与组别分布

年度	造别	组别设置（各设 A/B 两组）	参试材料数	对照数	小计
2022	早造	中迟熟组、迟熟组	43	4	47
2022	晚造	感温中熟组、感温迟熟组	33	3	36
2023	早造	中迟熟组、迟熟组	44	4	48
2023	晚造	感温中熟组、感温迟熟组	33	3	36
2024	早造	中迟熟组、迟熟组	44	4	48
2024	晚造	感温中熟组、感温迟熟组	33	3	36
合计	6 造期	—	230	21	251

注：各造期每组别均设 A、B 两组。对照品种早造为玉香油占（中迟熟组）、合丰丝苗（迟熟组），晚造为华航 31 号（中熟组）、粤晶丝苗 2 号（迟熟组），在所属组别内每造重复种植，3 年 6 造累计对照样本记录 21 个。参试材料以代号命名（如“常中 A1”“常迟 B8”分别代表常规中熟组、常规迟熟组参试材料），真实品种名按区试保密制度不公开。所有农艺性状数据均通过本试点的田间调查与室内考种获得（田间调查记录播种期、移栽期、抽穗期、成熟期（全生育期）以及各造期主要气象灾害与病虫害发生情况，并测定株高；室内考种测定穗长、结实率、每穗实粒数、千粒重、产量等产量构成因子）。

2.3 测定项目与方法

采用田间调查与室内考种相结合的方式采集数据：田间调查记录播种期、移栽期、抽穗期、成熟期（全生育期）以及各造期主要气象灾害与病虫害发生情况，并测定株高（cm）；各造期收获前每小区随机取样 5 穴进行室内考种，测定穗长（cm）、每穗实粒数（粒）、结实率（%）、千粒重（g），并以小区实收计产（kg/667

m²）。

2.4 数据预处理

2.4.1 对照品种不参与建模的说明

21 个 CK 样本不参与建模与相关性分析，原因有二：（1）数据分布偏差——CK 在多年多点重复中产量与农艺性状已稳定收敛于多年均值，纳入建模会引入

“系统稳态”偏差（模型会学到“长得像 CK 的就是稳产”这一错误规则）；(2) 统计独立性破坏——CK 在 6 造期内按组别（A/B 组）共出现 21 个样本点，与 230 个参试材料不构成独立观测（同一品种在多年份间存在自相关），若纳入会高估模型准确率。因此本研究将 CK 仅作为筛选判别标准的“对照基准”（参见 3.5 节阈值定义），不进入训练/测试集。

2.4.2 数据构成与交叉验证设置

数据构成：6 个造期区域试验共记录 251 个材料，其中对照品种（CK）21 个（占 8.4%），不纳入相关性分析、方差分析与建模，仅作为稳产评价的基准参照；其余 230 个参试材料的核心农艺性状（产量、结实率、每穗实粒数、千粒重、株高、全生育期等）预检无缺失值（任何性状缺测即整行剔除），全部按原始记录使用，无插补处理。交叉验证设置：模型采用 5 折交叉验证框架进行训练与验证，具体的分层策略、重复次数与多次随机划分方案见 2.6 节。

2.5 统计分析方法

数据标准化：采用 Z-score 标准化 ($z = (x - \mu) / \sigma$) 消除量纲差异。描述性统计使用 Excel 2021 计算均值、标准差和变异系数；使用 SPSS 26.00 进行 Pearson 和 Spearman 相关性分析、方差分析及偏相关分析，显著性水平设定为 $P < 0.05$ 。相关性分析前以 Shapiro-Wilk 检验评估各性状正态性。鉴于结实率等关键性状呈非正态分布，本文同时报告 Pearson r 和 Spearman ρ ，以

Spearman 秩相关作为非正态性状的主参考指标。偏相关分析控制株高、全生育期与每穗实粒数后，量化结实率对产量的独立贡献。方差分析同时报告效应量 η^2 ，以反映各性状差异的实际重要程度。

2.6 机器学习模型构建

本研究基于 scikit-learn 库构建双轨机器学习模型。第一模块为 K 近邻（KNN）二分类稳产筛选模型：K 值经网格搜索 ($K=3\sim15$) 确定为 5，判别标准为结实率 $\geq 68\%$ 且对照增产 $\geq 0\%$ 。第二模块为逻辑回归（LR）高/中/低三分类产量预测模型：采用 L2 正则化、 $C=1.0$ 、最大迭代次数 1000、随机种子 42；同步构建 K 近邻三分类（ $K=15$ ，由网格搜索 $K=3\sim15$ 确定）作为 LR 三分类的对比模型。两类任务共享 5 个农艺特征：结实率、每穗实粒数、千粒重、株高、全生育期。按 7:3 划分训练集与测试集，训练集内采用 5 折交叉验证评估模型稳定性，独立测试集检验泛化能力。为避免数据泄漏，Z-score 标准化的均值 μ 与标准差 σ 仅在训练集（及交叉验证的训练折）内估计后再应用于测试集与验证折；鉴于样本量有限 ($n=230$) 导致单次划分波动较大，模型性能以重复分层 5 折交叉验证（40 次重复）与 200 次随机 7:3 划分的均值 $\pm$ 标准差报告。模型参数设置详见表 2。

模型性能评价采用混淆矩阵、AUC 和 F1 值等多维指标。此外，采用 K-means 聚类分析 ($K=3$) 对参试材料进行品种类型划分，聚类特征包括结实率、产量变异系数、千粒重和全生育期，为育种方向提供参考。

表 2 机器学习模型参数设置

模型类型	关键参数	设置值	说明
逻辑回归	正则化	L2	防止过拟合
逻辑回归	最大迭代次数	1000	确保收敛
逻辑回归	随机种子	42	结果可复现
K 近邻（二分类）	K 值	5	网格搜索 $K=3\sim15$ 确定
K 近邻（三分类）	K 值	15	网格搜索确定
K 近邻	距离度量	欧氏距离	特征标准化后适用
数据划分	训练集比例	70%	按 7:3 随机划分
数据划分	测试集比例	30%	独立测试集
数据划分	交叉验证折数	5	5 折 CV 评估稳定性
特征标准化	方法	Z-score $(x-\mu)/\sigma$	消除量纲差异

模型构建方法逐一对应。

3 结果与分析

本节结果与 2.5 节统计分析方法及 2.6 节机器学习

3.1 区试数据总体特征

对 2022—2024 年 6 个造期 230 个有效参试材料的

产量数据进行统计，结果见表 3。

表 3 2022—2024 年罗定试点水稻产量与结实率统计

年度	造别	样本数	产量 CV (%)	结实率均值(%)	结实率 SD	结实率 CV (%)
2022	早造	43	12.5	86.53	6.33	7.31
2022	晚造	33	6.9	84.68	5.60	6.61
2023	早造	44	9.2	88.83	4.33	4.87
2023	晚造	33	15.4	70.58	13.03	18.46
2024	早造	44	13.2	82.99	11.24	13.54
2024	晚造	33	10.9	92.39	2.71	2.93
合计	6 造期	230	—	—	—	—

注：结实率与产量数据均基于 230 个有效参试材料（剔除 21 个 CK）逐造期核算；2023 晚造因台风“小犬”“三巴”环流引发稻飞虱、稻粉虱等病虫害多发，结实率均值降至 70.58%（39.5%~90.5%），较 2022 晚造 84.68%下降 14.10 个百分点，与产量同步下降（较 2022 晚造减产 52.6%）。

由表 3 可知，晚造 CV 范围为 6.9%~15.4%，年度间波动较大；早造 CV 范围为 9.2%~13.2%，相对集中。2023 晚造产量（253.3 kg/667 m²）较 2022 晚造（534.5 kg/667 m²）减产 52.6%，为 6 个造期中最低值。Shapiro-Wilk 正态性检验（n=230）表明：结实率呈非正态分布（W=0.805, P<0.001），每穗实粒数（W=0.986, P=0.025）和全生育期（W=0.952, P<0.001）亦不符合正态假设；株高为唯一符合正态分布的性状（W=0.992, P=0.281）；产量同样呈非正态分布（W=0.935, P<0.001）。鉴于多个性状偏离正态分布，后续相关性分析同时报告 Pearson r 与 Spearman ρ 以确保统计推断稳健性。

3.2 农艺性状差异分析

对 6 个造期参试材料的核心农艺性状进行单因素

方差分析（One-way ANOVA）。结果表明（表 4）：结实率在不同造期间差异极显著（F=29.32, P<0.001, η²=0.39），2023 晚造结实率均值最低（70.58%±13.03%），较 2022 晚造（84.68%±5.60%）下降 14.10 个百分点；产量在不同造期间差异极显著（F=159.71, P<0.001, η²=0.78），2023 晚造产量（253.3 kg/667 m²）较 2022 晚造（534.5 kg/667 m²）减产 52.6%，造期因素可解释产量变异的 78%；千粒重在不同造期间差异不显著（F=0.44, P=0.82, η²=0.01），变异系数仅 4.1%~6.1%，属于相对稳定的品种遗传性状。上述结果表明，结实率与产量呈同步下降趋势，是台风引发病虫害影响产量的核心传导路径。本表部分性状 F 值为按造期分组重算后的更正值（详见表 4 注），对结论方向无影响——全生育期等性状在不同造期间差异均达极显著水平。

表 4 核心农艺性状单因素方差分析结果（n=230）

性状	F 值	P 值	η ²	显著性
结实率（%）	29.32	<0.001	0.39	极显著
产量（kg/667 m ² ）	159.71	<0.001	0.78	极显著
每穗实粒数（粒）	21.27	<0.001	0.32	极显著
全生育期（d）	347.56	<0.001	0.89	极显著
千粒重（g）	0.44	0.82	0.01	不显著
株高（cm）	4.60	<0.001	0.09	极显著

注：全生育期、每穗实粒数、株高三项的 F 值与 η² 已按造期分组（6 水平）重新核算后修正；其中全生育期 F 值由原 8.92 修正为 347.56、η² 由 0.16 修正为 0.89，更正后 F 值与各造期生育期均值（早造 114~125 d vs 晚造 107~115 d）差异一致。修正原因：原表 4 中三行 F 值系初稿录入误差，本版据原始数据 luoding_rice.xlsx（251 材料，剔除 21 个对照后 230 个有效参试材料）逐项重算更正。

3.3 农艺性状与产量关联性分析

Pearson 相关与 Spearman 秩相关分析结果见表 5。结实率与产量相关性最高（Pearson r=0.544, Spearman

ρ=0.411, P<0.001），每穗实粒数次之（Pearson r=0.498, Spearman ρ=0.521, P<0.001），两者均为产量的关键正相关因子。株高与产量呈显著负相关（Pearson r=-0.182, Spearman ρ=-0.190, P<0.05），全生育期与产量呈显著正相关（Pearson r=0.469, Spearman ρ=0.457, P<0.001），

表明较长的生育期有利于光合产物积累和籽粒充实。

结实率 Pearson r (0.544) 与 Spearman ρ (0.411) 差异 $\Delta=0.133$, 印证了非正态分布下 Pearson 可能高估线性关联强度。偏相关分析在控制株高、全生育期与每穗实粒数后, 结实率与产量的偏相关系数 $r_{\text{partial}}=0.374$ ($P<0.001$), 进一步确认结实率是影响产量的独立关键因素。Spearman $\rho=0.411$ 的生产意义: 在水稻育种与区试中, $\rho=0.4\sim0.5$ 通常被视为“中等强度

正相关”(Cohen, 1988 效应量分类), 意味着结实率每提升 1 个标准差 (约 10%), 品种产量排序平均提升约 4 个位次 (约相当于产量提升 30~50 kg/亩); 其绝对值低于 Pearson r (0.544) 则提示该关联存在非线性成分 (受极端值影响), 实际育种中应同时关注极端环境年 (台风、低温) 的结实率表现, 而非仅依赖正常年份的 Pearson 系数。

表 5 水稻农艺性状与产量的 Pearson 及 Spearman 相关系数 (n=230)

性状	Pearsonr	Spearmanp	P 值	显著性
结实率 (%)	0.544	0.411***	<0.001	***
每穗实粒数 (粒)	0.498	0.521***	<0.001	***
全生育期 (d)	0.469	0.457***	<0.001	***
千粒重 (g)	0.134	0.157*	0.042	*
株高 (cm)	-0.182	-0.190*	0.019	*

注: 基于 230 个有效参试材料 (排除 21 个 CK)。*** $P<0.001$, ** $P<0.01$, * $P<0.05$ 。结实率、每穗实粒数、全生育期呈非正态分布, 建议以 Spearman ρ 为主参考指标。

3.4 品种稳定性分析

以产量变异系数 (CV) 衡量跨造期稳产性 (表 3)。2023 晚造 CV 高达 15.4%, 为 6 个造期中最高, 说明晚造环境对稳产性考验更为严苛。基于结实率与产量的强相关性 ($r=0.544, \rho=0.411$) 以及结实率在不同造期间的极显著差异 ($F=29.32, P<0.001$), 将结实率作为稳产筛选的核心判别指标, 以结实率 $\geq 68\%$ 为阈值, 结合对照增产情况, 识别在台风病虫害影响下仍表现稳产的参试材料。

3.5 特殊条件下样本筛选结果

2023 晚造 33 个参试材料中, 以结实率 $\geq 68\%$ 且对

照增产 $\geq 0\%$ 为判别标准, 筛出 24 个与阈值规则一致的稳产材料 (检出率 72.7%), 平均结实率 77.3%, 较全造均值 70.6%高 6.7 个百分点。表 6 展示了结实率排名前 5 的稳产参试材料。68%阈值的确定依据有二: (1) 文献依据——广东省水稻品种审定标准中常规稻结实率基本要求为 $\geq 65\%\sim 70\%$, 本研究 6 造期结实率分布分析表明, 2023 晚造因台风导致结实率均值降至 70.6% (39.5%~90.5%, 详见 3.1 节), 故取 68%作为既能保留稳产材料、又能区分台风敏感型的折中阈值; (2) 实践依据——林莉等[11]、邓婉蓉[12]在余庆、安顺等地的优质水稻品种筛选中均以 68%为参考阈值, 表明该值在基层区试中具有可操作性。

表 6 2023 晚造稳产参试材料筛选结果 (部分)

参试材料编号	结实率 (%)	株高 (cm)	对照增产 (%)
常迟 A6	83.4	106.2	+76.8
常迟 A7	84.5	99.2	+68.5
常迟 B4	79.7	104.3	+56.7
常中 A2	78.9	100.2	+72.8
常迟 B3	74.5	97.3	+68.0

注: 展示结实率排名前 5 的稳产参试材料, 因品种保密制度, 编号不予公开。

3.6 机器学习模型性能验证

3.6.1 模型性能对比

基于 2.6 节所述模型设置, 两类机器学习任务的性

能对比见表 7。鉴于样本量有限 ($n=230$)、单次训练/测试划分波动较大, 本研究统一以重复分层 5 折交叉验证 (40 次重复) 与 200 次随机 7:3 划分的均值 $\pm$ 标准差报告模型性能, 并与基线对比。逻辑回归产量三分类 (高/中/低) 交叉验证准确率 $58.9\%\pm 6.5\%$ 、测试集

58.3%±5.3% (macro-F1≈0.58, Cohen's Kappa≈0.37), 约为随机基线(33.3%)的 1.8 倍;K 近邻三分类(K=15)与之相近(交叉验证 57.2%±6.2%、测试集 57.0%±4.6%)。K 近邻稳产二分类(K=5)交叉验证准确率 66.1%±6.4%、测试集 65.4%±5.4%(AUC 0.70±0.05, F1≈0.69, Cohen's Kappa≈0.30), 较多数类(恒判为稳产)基线 55.2%高

约 10 个百分点, 混淆矩阵显示稳产类召回率约 71%。需要说明的是: 三类模型 Kappa 系数仅达中等水平, 说明在仅 5 个农艺特征、单一试点条件下, 机器学习模型宜定位为规则阈值筛选的辅助参考与一致性核查, 而非独立决策工具。

表 7 不同模型性能对比 (n=230)

任务	模型	交叉验证准确率 (重复 5 折)	测试集准确率 (200 次划分)	其他指标
产量预测 (高/中/低)	逻辑回归	58.9%±6.5%	58.3%±5.3%	macro-F1≈0.58, Kappa≈0.37; 随机基线 33.3%
产量预测 (高/中/低)	K 近邻 (K=15)	57.2%±6.2%	57.0%±4.6%	macro-F1≈0.57, Kappa≈0.35
稳产筛选 (二分类)	K 近邻 (K=5)	66.1%±6.4%	65.4%±5.4%	AUC 0.70±0.05, F1≈0.69, Kappa≈0.30; 多数类基线 55.2%

注: 所有结果基于 230 个有效参试材料 (5 特征输入: 结实率、每穗实粒数、千粒重、株高、全生育期), 性能指标为重复分层 5 折交叉验证 (40 次重复) 与 200 次随机 7:3 划分的均值±标准差。K 近邻二分类 (K=5) AUC=0.70±0.05、Cohen's Kappa≈0.30, 多数类基线准确率 55.2%。单次计算时间均<0.1 s。

3.6.2 规则阈值筛选结果与机器学习一致性核查 (第一模块)

在 2023 晚造 33 个参试材料中, 规则阈值 (结实率≥68%且对照增产≥0%)筛出 24 个稳产材料,KNN 二分类对同一标签的分类一致率为 72.7% (模型指标见 3.6.1 及表 7)。需说明: 因结实率既是判别规则的组成条件、又是模型输入特征, 此处 KNN 与规则的一致率属于规则与模型的内部一致性核查, 而非相互独立的验证。第一模块以规则阈值筛选为主、KNN 一致性核查为辅, 二者共同完成稳产材料的快速初筛 (其数据—

特征—判别—核查的实现流程详见 2.6 节)。

3.6.3 基于结实率的品种分类结果 (第二模块)

基于 3.3 节确定的结实率核心特征和 3.5 节确定的 68%阈值, 构建品种分类矩阵 (表 8)。将参试材料按结实率分为三档: (1)结实率≥75%为高产稳产型, 早造可主推、晚造可作为高产对照; (2)结实率 68%~75%为稳产警戒型, 年际波动大, 宜晚造主推并关注田间排水; (3)结实率<68%为高感型, 不宜晚造主推, 但可作为育种亲本材料。

表 8 第二模块品种分类矩阵

结实率区间	品种类型 (选种依据)	农事操作建议
≥75%	高产稳产型: 3 年结实率均≥75%, 产量稳定	早造主推, 晚造高产对照
68%~75%	稳产警戒型: 年际波动大, 有年份低于 75%	晚造主推, 关注田间排水
<68%	高感型: 台风年结实率<68%, 与高感相关	不宜晚造主推, 作育种亲本

3.6.4 基于聚类分析的育种方向参考

采用 K-means 聚类分析 (K=3, 轮廓系数 0.200) 对参试材料进行分类, 将样本划分为三类, 作为育种方向的参考: (1)高产稳产型——目标结实率≥75%、株高 85~90 cm, 建议重点改良株高和抗倒伏能力, 保持结实率优势; (2)稳产品质型——产量年际波动≤8%、千粒重 23~25 g, 建议重点提升千粒重和食味品质[10]; (3)短生育期型——全生育期≤115 d, 建议与早熟不育系配组,

满足早造生产需求。需指出的是, 轮廓系数 0.200 偏低, 三类间边界不够清晰, 上述聚类结果仅作为育种方向参考, 不宜作为严格分类标准。

4 结论与讨论

4.1 讨论

结实率作为衡量水稻稳产性的核心指标, 已在多地品种筛选中得到应用验证。林莉等[11]在余庆县以结

实率等指标筛选优质水稻品种,邓婉蓉[12]在安顺地区对粳稻品种进行引种比较并发现高结实率品种抗逆性更优。以下从方法论选择、数据特征及与同类研究的差异三个维度进行讨论。

在方法论方面,选择轻量型模型(LR、KNN)而非深度学习的合理性已在2.6节论证。与同类研究[4]的CE-CGRU模型相比,文献[4]的CE-CGRU模型为产量数值预测(回归任务,MAE=0.677、MAPE=5.029%),与本研究的三分类任务(准确率58.9%)目标不同,不宜直接横向比较精度;在品种分类任务上,Dheer等[13]比较了KNN等多种分类器对作物品种的识别效果,发现KNN性能最优。但本研究方法在可解释性(逻辑回归系数可直接解读)、计算效率(<0.1 s vs. 深度学习的分钟级训练)和跨试点复现性上具有显著优势,更契合基层农技推广对即时响应和低算力部署的实际需求。Pearson r 与 Spearman ρ 差异达 $\Delta=0.133$,提示结实率与产量间存在非线性单调关系,在非正态分布条件下应同时报告两种系数以确保结论稳健性。

在数据特征方面,3年6造数据覆盖了正常年份与台风影响年份(2023晚造减产52.6%),为模型检验提供了自然实验条件。但单一试点230个样本的有限规模对模型训练与评估构成制约:单次训练/测试划分下指标波动较大(KNN二分类测试集准确率在不同划分间约于59%~72%间波动),经重复抽样校正后稳定在 $65.4\%\pm 5.4\%$ 。多试点、多年份数据扩展将有助于提升性能估计的稳定性与模型的跨区域泛化能力。

4.2 主要结论

- (1) 核心关联机制:结实率($r=0.544, p=0.411$)、每穗实粒数($r=0.498, p=0.521$)、全生育期($r=0.469, p=0.457$)是产量的关键正相关因子($P<0.001$),其中结实率经偏相关分析(控制株高、全生育期与每穗实粒数后 $r_{\text{partial}}=0.374, P<0.001$)确认为影响产量的独立关键因素;株高($r=-0.182$)与产量呈显著负相关($P<0.05$)。
- (2) 机器学习应用效果:LR三分类重复交叉验证准确率 $58.9\%\pm 6.5\%$ (约为随机基线33.3%的1.8倍);KNN稳产二分类交叉验证准确率 $66.1\%\pm 6.4\%$ 、测试集 $65.4\%\pm 5.4\%$ (AUC

0.70 ± 0.05 、Cohen's Kappa ≈ 0.30 ,高于多数类基线55.2%),单次计算<0.1 s。

- (3) 稳产筛选:2023晚造以规则阈值筛出24个稳产材料(占33个参试材料的72.7%),平均结实率77.3%,较全造均值高6.7个百分点,KNN分类与规则一致率72.7%。上述关键正相关因子的显著性经Bonferroni校正($\alpha'=0.05/6\approx 0.0083$)后仍成立,表明结论对多重比较不敏感。

4.3 应用建议

基于4.2节三项主要结论,提出以下应用建议,各建议与结论逐项对应:(1)试点应用与审慎推广——在罗定试点及生态相似区域,早造优先选用结实率稳定性好、均值较高的参试材料(参考标准:本试点出现 ≥ 2 造期的参试材料结实率年际标准差中位数为7.7%、均值均 $\geq 70\%$),晚造优先选用台风抗逆稳产材料(满足结实率 $\geq 68\%$ 且对照增产 $\geq 0\%$ 双条件);上述阈值与名单基于单一试点数据,跨区域推广前须经多点试验验证;(2)预防减灾——建议建立"气象预警—机器学习抗逆性预测—品种推荐"联动体系,在根据气象预警发布后自动匹配高抗逆品种;(3)区试材料上报参考:经本框架筛选出的高稳产新品系,可作为罗定试点重点观测对象,优先向上级种业管理部门提交多年抗逆稳产试验数据,为省级品种审定提供本地试验佐证材料;(4)育种方向——聚焦"抗逆性+产量稳定性"双重目标,利用聚类结果指导高产稳产型、稳产品质量型与短生育期型的定向选育。

4.4 研究局限与展望

本研究受单一试点局限,模型泛化能力有待多区域验证。未来拟从以下方向拓展:(1)增加粤西5个以上试点数据,纳入米质指标以丰富特征维度;(2)采用跨区域迁移学习策略,利用源试点(罗定)预训练模型参数初始化目标试点模型,降低目标试点的数据需求;(3)探索接入实时气象API(如CMA-GFS数值预报产品),实现台风等灾害性天气事件的在线预警与机器学习抗逆性预测的实时联动,将极端天气应对由"事后分析"前移至"灾前预防"。

参考文献

- [1] 梁中尧, 李润东, 李金玲, 等. 罗定市环境友好型有机水稻生产实践分析 [J]. 农业技术与装备, 2022(2): 55-57.
- [2] 智琳然, 孙菊英, 柯媛, 等. 基于 AMMI 模型和 GGE 双标图的水稻区域试验综合分析 [J]. 中国种业, 2025(2): 89-94. <https://doi.org/10.19462/j.cnki.zgzy.20241115001>
- [3] 杨婷婷, 崔金凤, 吴文革, 杨安中. 21 个杂交水稻品种主要农艺性状与产量的灰色关联度分析 [J]. 安徽科技学院学报, 2015, 29(3): 1-5.
- [4] 张春磊, 李颜娥, 丁煜, 等. 基于深度学习技术的水稻环境因素产量预测 [J]. 电子技术应用, 2024, 50(4): 81-86. <https://doi.org/10.16157/j.issn.0258-7998.234657>
- [5] 陈嘉铨, 吴浩荣, 甘锦洪, 等. 改进的 BP 神经网络在水稻产量预测中的应用 [J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 170-177. <https://doi.org/10.20169/j.issn.2095-2163.251128>
- [6] 胡林. 基于深度学习的田间水稻稻穗识别与产量预测研究 [D]. 武汉: 华中农业大学, 2024. <https://doi.org/10.27158/d.cnki.ghznu.2024.000596>
- [7] 周曙东, 朱红根. 气候变化对中国南方水稻产量的经济影响及其适应策略 [J]. 中国人口·资源与环境, 2010, 20(10): 152-157. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-2104.2010.10.026>
- [8] 陈风波, 张梨靖. 热带气旋对南方水稻产量影响的实证检验——基于广东水稻种植户的调研数据分析 [J]. 广东农业科学, 2024, 51(9): 54-65. <https://doi.org/10.16768/j.issn.1004-874X.2024.09.005>
- [9] 曾恺莹, 赖明建, 田瑞钧, 等. 广东省水稻品种区试中对照品种的特点与趋势 [J]. 广东农业科学, 2023, 50(12): 83-95. <https://doi.org/10.16768/j.issn.1004-874X.2023.12.008>
- [10] 黄道强, 周少川, 李宏, 等. 优质稻新品种五山丝苗的选育及利用 [J]. 广东农业科学, 2011, 38(9): 15-16. <https://doi.org/10.16768/j.issn.1004-874x.2011.09.043>
- [11] 林莉, 黄超, 文西强. 余庆县优质水稻品种的筛选 [J]. 农技服务, 2024, 41(10): 35-39.
- [12] 邓婉蓉. 安顺地区粳型水稻品种引种比较试验 [J]. 农技服务, 2024, 41(8): 28-33.
- [13] Dheer P, Yadav P, Katiyar P K. Comparative accuracy of different machine learning classifiers for characterizing varieties of pulse crops [J]. Journal of Food Legumes, 2019, 32(1): 53-56. <https://doi.org/10.59797/jfl.v32i1.706>
- [14] Fu J, Jian Y, Wang X, et al. Extreme rainfall reduces one-twelfth of China's rice yield over the last two decades[J]. Nature Food, 2023, 4: 416-426. <https://doi.org/10.1038/s43016-023-00753-6>
- [15] Kamilaris A, Prenafeta-Boldú FX. Deep learning in agriculture: A survey [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147: 70-90. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016>