

基于网格搜索 PCA-SVR-RF 模型的小麦赤霉病等级预测

吕海燕, 吕行坡, 王健, 孙成金, 尹飞, 张建军, 席磊, 时雷
(河南农业大学信息与管理科学学院, 河南 郑州 450046)

摘要:【目的】构建小麦赤霉病等级预测模型, 实现精准的小麦赤霉病等级预测, 为小麦赤霉病的监测预警提供更准确的方法和数据支持。【方法】基于全国小麦赤霉病发生区域的病害等级数据和关键生育时期的气象数据, 首先, 采用主成分分析法 (PCA) 对 1 200 个气象因子降维; 其次, 结合支持向量回归 (SVR) 的预测结果, 构建随机森林 (RF) 风险预测模型; 最后, 通过网格搜索法 (GS) 对 RF 中的参数 n -estimators 和 max -depth 优化。【结果】研究结果显示, 基于网格搜索 PCA-SVR-RF 模型对全国、华北、华东、华中、西北预测赤霉病等级的综合评分 ($composite$ -score) 较原模型分别提高了 15.34%、35.95%、12.54%、0.01%、43.56%。【结论】基于网格搜索的 PCA-SVR-RF 模型对小麦赤霉病的预测拟合度和预测精度相较 RF 模型有一定提升, 可用于小麦赤霉病等级的预测。

关键词: 小麦赤霉病; 气象因子; 随机森林; 网格搜索; 主成分分析

中图分类号: S512 文献标志码: A 文章编号:

Prediction of wheat fusarium head blight severity based on grid search PCA-SVR-RF model

LÜ Haiyan, LÜ Hangpo, WANG Jian, SUN Chengjin, YIN Fei, ZHANG Jianjun, XI Lei, SHI Lei

(College of Information and Management Science, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: 【Objective】Constructing a wheat Fusarium head blight (FHB) grading prediction model to achieve accurate prediction of wheat Fusarium head blight grading, providing more accurate methods and data support for monitoring and early warning of wheat Fusarium head blight.

收稿日期: 2024-04-10

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31501225); 河南省科技研发计划联合基金 (优势学科培育类) 项目 (222301420113); 河南省自然科学基金项目 (232300420186); 河南省科技攻关项目 (242102111193)

作者简介: 吕海燕(1982—), 女, 河北张家口人, 副教授, 博士, 主要从事生物统计方面的研究。

通信作者: 时雷(1979—), 女, 河南遂平人, 教授, 博士。

【Method】Based on disease severity data from regions affected by Fusarium head blight (FHB) in wheat across the country, as well as meteorological data from critical growth stages, firstly, principal component analysis (PCA) is employed to reduce the dimensionality of 1,200 meteorological factors. Subsequently, a risk prediction model is constructed by integrating support vector regression (SVR) results with a random forest (RF) approach. Finally, grid search (GS) is utilized to optimize the n-estimators and max-depth parameters in the RF model. 【Result】The research results indicate that the *Composite-Score* for predicting *Fusarium* head blight severity levels across the nation, and in North China, East China, Central China, and Northwest China using the grid search PCA-SVR-RF model improved by 15.34%, 35.95%, 12.54%, 0.01%, and 43.56%, respectively, compared to the original model. 【Conclusion】The grid search-based PCA-SVR-RF model shows an improvement in both the fit and prediction accuracy for Fusarium head blight in wheat compared to the RF model, making it suitable for predicting disease severity levels.

Keywords: wheat fusarium head blight; meteorological factors; random forest; grid search; principal component analysis

小麦赤霉病（fusarium head blight, FHB）是一种常见小麦病害，主要危害小麦的穗部，导致小穗枯死、粒重降低、质量下降、含有毒素等，严重影响小麦的产量和品质，给农业生产造成巨大经济损失^[1-3]。精准预测小麦赤霉病，开展科学防治，改被动防控为提前主动防御，对发展“高产、优质、高效、生态、安全”农业生产具有重要意义。

从赤霉病发生的角度出发，目前的研究分析了栽培育种^[4]、土壤^[5]、菌源量^[6]、气象条件^[7-8]等多种成因。实际上，小麦赤霉病是典型的气候型病害，其发生流行与气象条件关系密切。建立气象因子与赤霉病发生程度的回归模型^[9]，可以预测赤霉病的发生与流行趋势，常见的回归方法有逻辑回归^[10]、逐步回归^[11-12]等，预测准确率达到 80%左右^[13]。近年来，随着人工智能的迅速发展，机器学习已被广泛应用于农业领域，进行作物病虫害监测、检测、产量预估等^[14]。ANTHONY D S 等^[15]借助 3 种 RF 变量选择算法（Boruta、varSelRF 和 VSURF）对输入预测集进行筛选，证明了 RF 模型相较于传统统计方法有更好的表现。徐敏等^[16]应用 RF 算法，建立了江苏省小麦赤霉病气象等级动态预测模型，结果显示 RF 在小麦赤霉病预测中表现了较高的可靠性和应用潜力。改进的机器学习方法，如 BP 神经网络^[17]、logistic-KNN 模型^[18]在预测小麦赤霉病中表现良好，增强回归树^[19]预测准确度达 89.21%，PSO-SVR 模型^[20]最低 MSE 达到了 0.9。然而，以上研究大多基于部分区域范围内的数据，针对全国小麦种植区赤霉病的等级预测模型并不多见，且模型的预测精准度仍有提升空间。另外，目前大部分研究采用逐步回归^[17,19]、logistic 回归^[18]、灰色关联分析^[20]等方法对气象因子进行特征选择，在有效提取气象信息，避免特征冗余方面缺乏理论性探讨。

因此，本研究基于全国小麦种植区的赤霉病等级数据和小麦生育时期 30 个气象指标的

1 200 个特征，通过机器学习方法对小麦赤霉病进行预测。首先，对比 5 种机器学习方法对全国小麦赤霉病的预测效果，筛选最优模型；其次，运用主成分分析（principal component analysis, PCA）进行降维，节约计算资源的同时，保留原始数据的主要信息；然后，为消除模型对数据的依赖，将 SVR 模型的预测结果融入 RF 模型；最后，通过网格搜索优化模型参数进一步提高模型预测精度和泛化能力。本研究提出一种基于网格搜索 PCA-SVR-RF 的小麦赤霉病预测模型，以期高效准确地预测小麦赤霉病等级，为小麦赤霉病发生预测预报提供参考。

1 材料与方法

1.1 数据获取

本研究使用的病害数据源于中国科学院空天信息创新研究院《2019 年 5 月上旬全国小麦主要病虫害遥感监测与预测报告》^[21]和《2020 年 5 月全国小麦主要病虫害遥感监测与预测报告》^[22]。依据小麦赤霉病测报技术规范 GB/T 15796—2011 将小麦赤霉病发生程度划分为 5 个级别（表 1），本数据中包含 2、3、4 级 3 个赤霉病等级。

表 1 小麦赤霉病病情发生程度分级指标
Table 1 Grading criteria for the severity of wheat fusarium head blight

指标 Indicator	1 级 Level 1	2 级 Level 2	3 级 Level 3	4 级 Level 4	5 级 Level 5
病穗率(X)/%					
Disease ear rate (X)/%	$0.1 < X \leq 10$	$10 < X \leq 20$	$20 < X \leq 30$	$30 < X \leq 40$	$X > 40$
发生程度 Severity of occurrence	轻发生 Light occurrence	偏轻发生 Slightly light occurrence	中等发生 Moderate occurrence	偏重发生 Slightly heavy occurrence	重大发生 Heavy occurrence

本研究所用气象数据源于全球能源资源预测网站（<https://power.larc.nasa.gov/>），该网站 MERRA-2 数据产品的气象分辨率为 $0.5^\circ \times 0.625^\circ$ ，根据病害数据的对应坐标，获取 2019 年和 2020 年中国小麦赤霉病发生区域每日温度、相对湿度、风速等 30 个气象数据指标。

1.2 数据预处理

由于病害数据与气象数据空间尺度不同，一个气象网格中包含多个赤霉病等级，通过哈希算法确保气象数据的唯一性，最终确定 2019 年 636 个、2020 年 650 个唯一气象数据记录的气象网格。根据小麦种植区划及病害区域，将病害数据划分为华北、华东、华中和西北 4 个区域，最终确定华北 133 个、华东 537 个、华中 473 个、西北 141 个唯一气象数据记录的气象网格。

为探究赤霉病与气象因素的关系，将分类转为回归问题，对同一气象网格内多个等级取平均使离散等级转为连续值。转化公式如式（1）所示：

$$\bar{y} = \sum \frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n} \tag{1}$$

式中： $\bar{y}$ 是网格中平均等级， $x_1, x_2, \cdots, x_n$ 是网格中各病害等级， n 为网格中等级的数量。

不同地区小麦进入相同生育时期时间差异显著, 根据以往研究^[23-25], 赤霉病在小麦生长各阶段均会发生, 而开花期前后最为关键, 因此选取 4 月 1 日~5 月 10 日的 1 200 个气象指标作为自变量。

1.3 基于网格搜索 PCA-SVR-RF 模型构建

随机森林 (random forests, RF) 是 BREIMAN^[26]提出的解决分类问题的机器学习方法, 随着研究的深入, 后扩展至回归问题^[27]。RF 模型泛化能力强, 方差小, 适用于预测小麦赤霉病等级。本研究通过对比 5 种机器学习方法, 发现基于气象因子预测小麦赤霉病的研究中, RF 模型效果最佳。

但由于本研究中气象指标较多, 计算量大, 消耗计算资源多, 效率低。为简化模型且尽量在保留原始数据主要信息的同时减少计算量, 本研究引入主成分分析 (principal component analysis, PCA)^[28-29], 其数学模型表达式如式 (2) 所示:

$$PC_m = a_{1m}X_1 + a_{2m}X_2 + \cdots + a_{nm}X_n \quad (2)$$

同时为避免单一模型对数据的依赖性, 本研究将 SVR (support vector regression) 预测结果作为特征结合主成分结果, 以提高模型精度。

最后, 为提高 RF 模型精度, 避免过拟合或欠拟合现象, 还可以对其参数进行优化。由于全面参数优化耗时, 而对于依赖多棵决策树的 RF 模型来说, 树的深度和数量对模型的复杂性和精度有直接影响, 因此采用网格搜索 (grid search, GS) 算法^[30-31]重点对影响模型性能的树的数量 (*n-estimators*) 和树的深度 (*max-depth*) 进行优化。针对数据特点, 参数范围设定为 *n-estimators* (10~201)、*max-depth* (2~31), 共 5 539 种参数组合。

本研究以气象指标为自变量, 病害数据为因变量, 经过 PCA 降维, 融合 SVR 模型的预测结果, 然后通过网格搜索优化参数, 模型框架如图 1 所示。

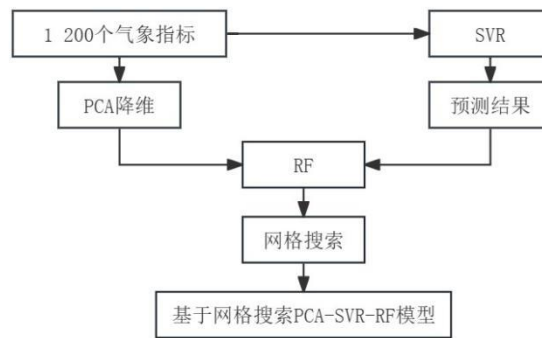


图 1 基于网格搜索 PCA-SVR-RF 模型框架图

Fig. 1 Framework diagram of PCA-SVR-RF model based on grid search

1.4 模型检验

为了评价不同回归模型对小麦赤霉病等级的预测效果, 采用均方误差 *MSE* 和决定系数 *R*² 作为模型评价指标。计算公式如式 (3)~(4) 所示:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{t,i} - y_{p,i})^2 \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{t,i} - y_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{t,i} - \bar{y}_t)^2} \quad (4)$$

式中： n 是总样本数； $y_{t,i}$ 是第 i 个样本的实际值； $y_{p,i}$ 是第 i 个样本的预测值， $\bar{y}_t$ 是实际值的平均值。

同时，为了更好地展示模型预测效果，自定义一个模型预测正确率 (*Accuracy*)，当预测值与实际值之差小于 0.2 认为预测正确，计算公式如式 (5) 所示：

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^n \Pi(|y_{t,i} - y_{p,i}| < 0.2)}{n} \quad (5)$$

式中： $\Pi(\cdot)$ 是指示函数，当括号内的条件为真时，取值为 1，否则为 0。

由于 3 个评价指标的表现趋势不同，因此引入综合评分 (*composite-score*)，采用加权平均的方法统一指标的评价方向，以便直观评估模型的性能，计算公式如式 (6) 所示：

$$composite - score = \frac{R^2 + \frac{1}{MSE} + Accuracy}{3} \quad (6)$$

2 结果与分析

2.1 气象指标主成分分析结果

通过主成分分析，从 1 200 个气象指标提取了 14 个主成分，方差解释比例及累计方差贡献率如图 2 所示。全国数据中的 14 个主成分累计方差贡献率为 79.61%，可以有效代表原始指标，第 14 主成分占比不足 1%，之后累计方差贡献率增长放缓，因此取前 14 个主成分。分区后的主成分包含更多信息，华北主成分的累计方差贡献率最大，达 90.54%，表明该地区的气象数据具有较高的内部一致性和较低的冗余性。华东、华中和西北的累计方差贡献率分别为 87.17%、86.04% 和 85.74%，反映出这些地区的气象因子较为复杂，具有更高的多样性。

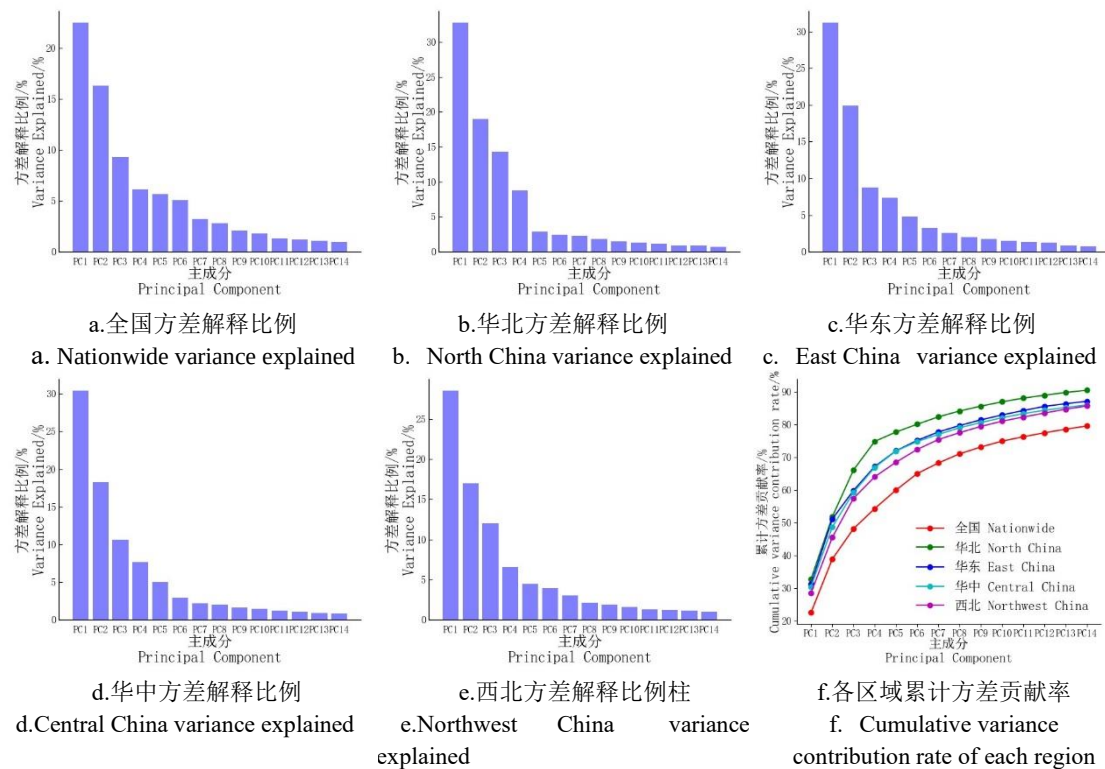


图 2 方差解释比例及累计方差贡献率

Fig. 2 Variance explanation ratio and cumulative variance contribution rate

以第一主成分为代表，通过特征值分解，发现温度、湿度、风速等气象因素在 4 月下旬对小麦赤霉病的发生具有重要影响，与以往研究一致 [32-33]。西北地区因地理位置和气象条件的差异，4 月中上旬的气象数据对赤霉病的影响更为显著。

2.2 模型对比结果

对比支持向量机（SVR）、 k -近邻（KNN）、贝叶斯（bayesian）、梯度提升决策树（gradient boosting decision tree, GBDT）和随机森林（RF）几种方法的预测效果，如表 2 所示。在相同试验条件下，RF 模型的各项评价指标均优于其他模型，表明 RF 模型在处理气象数据与赤霉病等级之间复杂非线性关系时，具备更强的拟合能力与泛化能力。

表 2 不同回归模型对比结果
Table 2 Comparison results of different regression models

模型 Model	决定系数 R^2	均方误差 MSE	正确率 Accuracy	综合评分 composite-score
支持向量机 SVR	0.451 6	0.087 3	0.710 0	4.205 5
k -近邻 KNN	0.573 7	0.067 9	0.727 8	5.343 0
贝叶斯 bayesian	0.469 0	0.084 5	0.691 3	4.331 5
梯度提升决策树 GBDT	0.779 7	0.035 1	0.785 4	10.018 4
随机森林 RF	0.912 2	0.014 0	0.908 2	24.416 3

为了直观展示模型的预测效果，图 3 对比了 5 种回归模型的预测值与实际值的关系。相比之下，RF 模型的 R^2 达 0.93，散点分布最为密集，表明其预测结果与实际值高度相关，能够较好地捕捉数据中的复杂关系。进一步验证了 RF 模型在处理大规模、多维气象数据时的优势，特别是在不同地区复杂气候条件下，能够保持较高的稳定性和鲁棒性。因此，选择 RF 模型作为后续研究和优化的基础具有合理性。

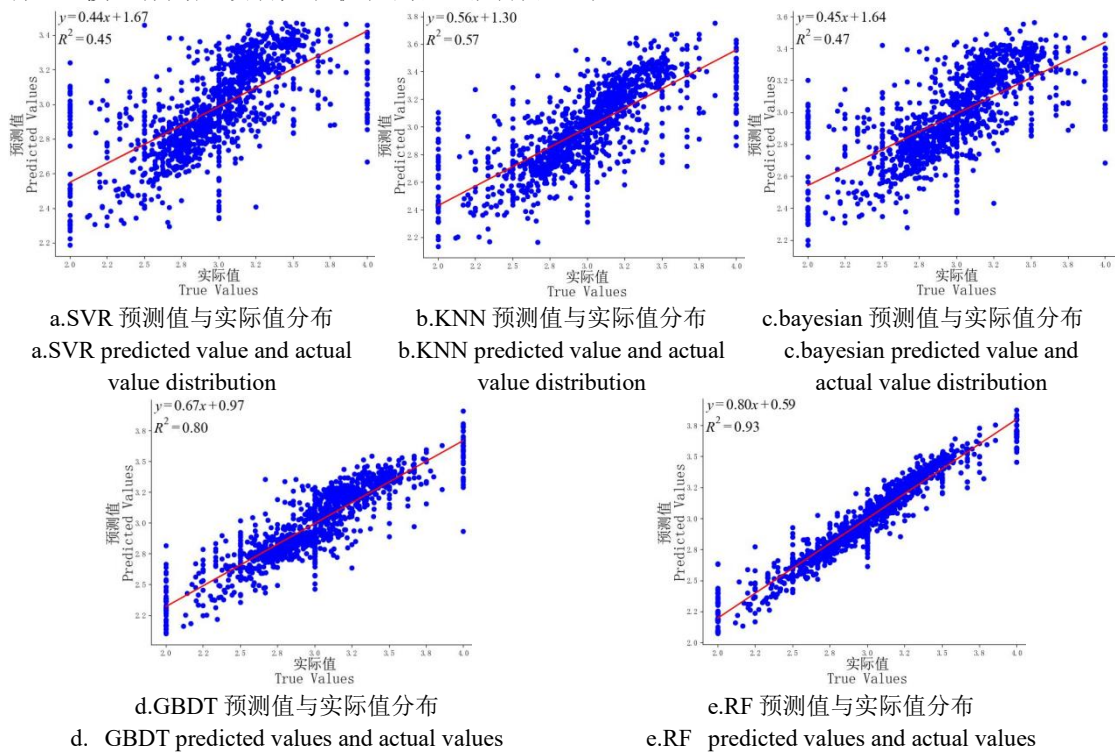


图 3 回归模型预测值与实际值分布图
Fig. 3 Distribution diagram of predicted values and actual values of regression model

2.3 参数优化结果

通过对随机森林的 n -estimators 和 max -depth 参数进行网格搜索优化，模型整体性能得到了进一步提升，图 4 展示了参数优化的结果。三维空间代表了搜索的范围，其中的 n -estimators 和 max -depth 轴表示参数取值范围， $composite$ -score 轴表示目标函数值。

针对全国数据，最佳参数组合为 (159, 29)，即随机森林中的决策树数量为 159，树的最大深度为 29。这表明在处理全国范围内复杂的气象数据时，较深的树结构有助于捕捉数据中的非线性关系。对于不同区域，最佳参数组合略有差异。例如，华北地区的最佳参数组合为 (199, 12)，显示该地区需要更多的决策树以提升模型的稳健性；而华东地区的最佳参数为 (200, 22)，表明较深的树结构在捕捉该区域气象数据复杂性方面更为有效；西北地区的最佳参数组合为 (192, 16)，这一相对均衡的参数选择可能反映了该区域气象数据的多样性与赤霉病发病规律的复杂性。

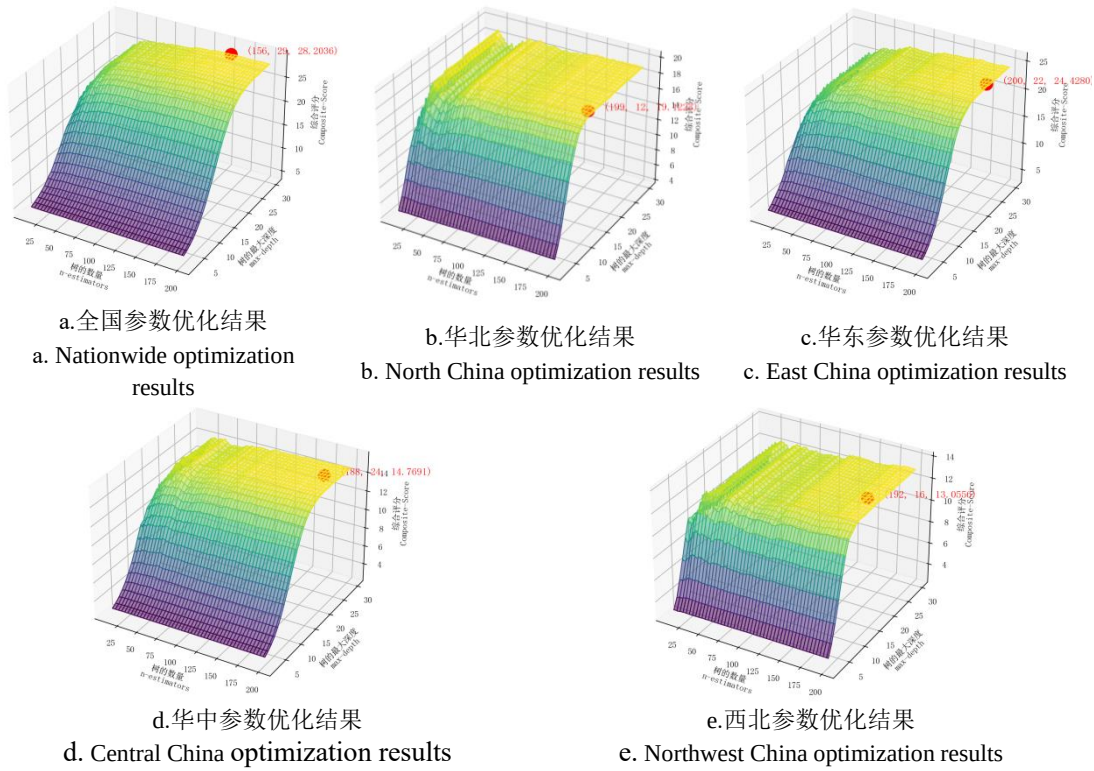


图 4 参数优化结果图

Fig. 4 Parameter optimization result chart

2. 4 模型预测效果

通过 PCA 处理耦合 SVR 预测结果及网格搜索优化, RF 模型的预测精度在全国和各区域数据中均有不同程度提升, 结果如表 3 所示。其中在华北和西北地区表现尤为突出, 而在华东和华中地区则略有下降。优化后的模型在 R^2 、 $Accuracy$ 和 $composite-score$ 等指标上均优于原模型, 表明模型在预测小麦赤霉病等级方面具有更高的准确性和可靠性。

首先, 将 14 个主成分作为特征输入 RF 模型后, 预测性能并未显著下降, 甚至部分地区还有所提高, 表明 PCA 处理能够保留原始数据中的大部分有效信息。全国数据中, 模型的 $composite\ score$ 较原始模型提升 0.70%; 华北地区提升了 4.48%, 华东地区下降了 7.39%, 华中地区下降了 10.29%, 而西北地区提升了 12.76%。这表明, 在华北和西北地区, PCA 不仅有效保留了原始数据的主要特征, 去除了无关信息, 而且提升了模型的精度。然而, 在华东和华中地区, 可能与地区的气象特征复杂性较高有关, PCA 降维过程中丢失了部分关键信息, 导致模型性能下降。

其次, 将 14 个主成分与支持向量回归 (SVR) 模型的预测结果耦合, 作为新特征输入 RF 模型, 结果显示, PCA-SVR-RF 模型在全国范围内的 $composite\ score$ 相较于 PCA-RF 模型提升了 10.09%, 华北、华东、华中和西北地区分别提高了 25.40%、15.09%、7.52%和 19.51%。SVR 作为灵活的回归模型, 擅长处理非线性数据关系, 其预测结果为 RF 模型提供了更多有价值的信息, 弥补了 RF 在捕捉某些复杂模式方面的不足, 有助于进一步提高 RF 模型的预测精度。

最后, 通过网格搜索对 $n_estimators$ 和 max_depth 进行优化, 模型的 $composite\ score$ 在

全国数据中提高至 28.1628，相较于 PCA-SVR-RF 提升了 4.05%，华北、华东、华中和西北地区的评分分别提高了 3.77%、5.60%、3.69%和 6.53%。这表明网格搜索的优化效果在各个区域较为一致，均能提升模型性能。特别是在西北地区，综合评分显著提升，表明该区域的数据模式对参数调整较为敏感；而在华中地区，提升相对较小，可能表明该区域的模型已接近最佳状态。

整体而言，与原始的 RF 模型相比，通过结合 PCA 的降维处理、SVR 的预测结果耦合和网格搜索参数优化，模型在小麦赤霉病预测中的表现得到了显著改善。多模型结合不仅增强了对复杂数据关系的捕捉能力，也提高了模型的鲁棒性。全国数据中 *composite-score* 提高至 28.203 6，比原始 RF 模型提升了 15.34%，华北、华东、华中、西北的 *composite-score* 分别提高了 35.95%、12.54%、0.01%、43.56%。说明无论是全国数据还是分区数据，模型优化后的预测效果均有所提升。

表 3 小麦赤霉病预测效果对比
Table 3 Comparison of Prediction Results for FHB

区域 Region	模型 Model	决定系数 R^2	均方误差 MSE	正确率 $Accuracy$	综合评分 <i>composite-score</i>
全国 Nationwide	随机森林 RF	0.912 2	0.014 0	0.908 2	24.416 3
	主成分-随机森林 PCA-RF	0.912 4	0.013 9	0.905 9	24.586 9
	主成分-支持向量机-随机森林 PCA-SVR-RF	0.920 1	0.012 6	0.918 4	27.067 9
	主成分-支持向量机-随机森林-网格搜索 PCA-SVR-RF-GS	0.923 1	0.012 1	0.920 7	28.162 8
	较原模型提升/%	1.19	-3.57	1.38	15.34
华北 North China	随机森林 RF	0.896 2	0.024 7	0.812 0	14.064 7
	主成分-随机森林 PCA-RF	0.900 5	0.023 6	0.812 0	14.695 1
	主成分-支持向量机-随机森林 PCA-SVR-RF	0.921 4	0.018 7	0.887 2	18.428 2
	主成分-支持向量机-随机森林-网格搜索 PCA-SVR-RF-GS	0.924 0	0.018 0	0.887 2	19.122 3
	较原模型提升/%	3.13	-7.13	9.26	35.95
华东 East China	随机森林 RF	0.929 4	0.015 8	0.895 7	21.705 4
	主成分-随机森林 PCA-RF	0.923 8	0.017 1	0.897 6	20.100 3
	主成分-支持向量机-随机森林 PCA-SVR-RF	0.934 3	0.014 8	0.899 4	23.133 8
	主成分-支持向量机-随机森林-网格搜索 PCA-SVR-RF-GS	0.937 4	0.014 0	0.918 1	24.428 0
	较原模型提升/%	0.86	-1.39	2.50	12.54
华中 Central China	随机森林 RF	0.910 8	0.023 5	0.837 2	14.767 1
	主成分-随机森林	0.900 2	0.026 3	0.820 3	13.247 8

PCA-RF					
西北 Northwest China	主成分-支持向量机-随机森林 PCA-SVR-RF	0.907 3	0.024 4	0.839 3	14.243 4
	主成分-支持向量机-随机森林-网格搜索 PCA-SVR-RF-GS	0.910 6	0.023 5	0.843 6	14.769 1
	较原模型提升/%	-0.02	0	0.76	0.01
	随机森林 RF	0.831 2	0.038 9	0.744 7	9.094 3
	主成分-随机森林 PCA-RF	0.850 9	0.034 3	0.758 9	10.254 8
	主成分-支持向量机-随机森林 PCA-SVR-RF	0.876 0	0.028 5	0.801 4	12.255 0
	主成分-支持向量机-随机森林-网格搜索 PCA-SVR-RF-GS	0.883 9	0.026 7	0.829 8	13.055 6
	较原模型提升/%	6.34	-31.36	11.43	43.56

3 结论与讨论

中国是世界上小麦种植面积最大的国家之一，精准预测小麦赤霉病，提前防治，科学用药，对保障粮食产量与品质具有重要意义。与以往只针对部分区域的研究不同，本研究对全国范围内小麦赤霉病进行预测，对大范围宏观预测具有重要意义。而作为典型的“气候性”病害，大部分学者往往通过特征选择提取重要气象因子对小麦赤霉病进行预测^[17-20]，容易丢失某些次要气象信息。本研究应用 PCA 对 1 200 个气象指标进行降维，保留了更多的气象信息，且各主成分之间线性无关，避免了共线性问题。进一步对比了 5 种机器学习方法，筛选出效果最好的 RF 模型，并在此基础上对其进行改进。

研究发现，改进的机器学习方法在赤霉病预测中比单一模型表现出更好的效果^[16-20]。本研究对 RF 模型进行了 SVR 耦合，并通过网格搜索对关键参数进行优化，提出一种基于网格搜索 PCA-SVR-RF 模型，在预测精度方面，本研究中全国预测准确率为 92.07%，比陶晔等^[19]针对海河平原建立的增强回归树模型预测准确率的 89.21%提高了 2.86%，本研究中华北地区的准确率为 88.72%，与增强回归树模型结果一致；本研究的 MSE 为 0.012 1，远远低于郁凌华等^[20]基于滁州小麦赤霉病的 PSO-SVR 模型 0.9 的 MSE，且本研究中华东地区的 MSE 为 0.014 0，也远低于 PSO-SVR 模型；本研究的 R^2 为 0.923 1，比陈将赞等^[12]针对天台县建立的回归预测模型的 R^2 为 0.912 5 提高了 0.010 6，且本研究中华东地区的 R^2 为 0.937 4，比之提高了 0.025 9。总之，无论是从全国小麦赤霉病预测结果来看，还是分种植区比较，本研究提出的基于网格搜索的 PCA-SVR-RF 模型在准确率、稳定性和泛化能力上均表现出优异的性能，可为小麦赤霉病的监测预警提供更准确的方法和数据支持。

尽管本研究取得了较高的预测精度，但仍存在一些局限性。在未来研究中，可结合小麦生长指数、品种特性和田间孢子浓度等生物因子，以及遥感影像和计算机视觉技术，进一步提升模型的预测精度和适用性。

参考文献 References:

- [1] MOONJELY S, EBERT M, PATON-GLASSBROOK D, et al. Update on the state of research to manage *Fusarium* head blight[J]. Fungal Genetics and Biology, 2023, 169: 103829.
- [2] 许豪, 王益林, 于士男, 等. 河南省抗赤霉病小麦新品种基因型、丰产性、农艺与品质性状测定[J]. 河南农业大学学报, 2023, 57(2): 186-196.
- XU H, WANG Y L, YU S N, et al. Determination of genotype, high yield, agronomic and quality traits of new wheat varieties resistant to *Fusarium* head blight in Henan Province[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2023, 57(2): 186-196.
- [3] 李雷雷, 蔡智勇, 范志业, 等. 防治小麦赤霉病的药剂选择[J]. 河南农业大学学报, 2021, 55(6): 1104-1108.
- LI L L, CAI Z Y, FAN Z Y, et al. Selection of fungicides for controlling wheat scab[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2021, 55(6): 1104-1108.
- [4] 马鸿翔, 王永刚, 高玉姣, 等. 小麦抗赤霉病育种回顾与展望[J]. 中国农业科学, 2022, 55(5): 837-855.
- MA H X, WANG Y G, GAO Y J, et al. Review and prospect on the breeding for the resistance to *Fusarium* head blight in wheat[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2022, 55(5): 837-855.
- [5] 曹璐, 高苹, 吴洪颜. 江苏省小麦赤霉病多因子综合风险评估与区划[J]. 植物保护, 2020, 46(4): 105-109, 125.
- CAO L, GAO P, WU H Y. Multi-factor comprehensive risk assessment and zoning map of wheat scab epidemics in Jiangsu province[J]. Plant Protection, 2020, 46(4): 105-109, 125.
- [6] 袁冬贞, 崔章静, 杨桦, 等. 基于物联网的小麦赤霉病自动监测预警系统应用效果[J]. 中国植保导刊, 2017, 37(1): 46-51.
- YUAN D Z, CUI Z J, YANG H, et al. Application effects of wheat *Fusarium* head blight automatic monitoring and prediction system based on Internet of Things[J]. China Plant Protection, 2017, 37(1): 46-51.
- [7] BIRR T, VERREET J A, KLINK H. Prediction of deoxynivalenol and Zearalenone in winter wheat grain in a maize-free crop rotation based on cultivar susceptibility and meteorological factors[J]. Journal of Plant Diseases and Protection, 2019, 126(1): 13-27.
- [8] MATENGU T T, BULLOCK P R, MKHABELA M S, et al. Weather-based models for forecasting *Fusarium* head blight risks in wheat and barley: A review[J]. Plant Pathology, 2024, 73(3): 492-505.
- [9] MOSCHINI R C, PIOLI R, CARMONA M, et al. Empirical predictions of wheat head blight in the northern Argentinean pampas region[J]. Crop Science, 2001, 41(5): 1541-1545.
- [10] MADGWICK J W, WEST J S, WHITE R P, et al. Impacts of climate change on wheat anthesis and *Fusarium* ear blight in the UK[J]. European Journal of Plant Pathology, 2011, 130(1): 117-131.
- [11] 吴亚琴, 张旭. 基于气象学因素的小麦赤霉病预测模型研究[J]. 生物数学学报, 2017, 32(1): 116-122.
- WU Y Q, ZHANG X. The study of prediction model for wheat *Fusarium* ear blight based on meteorology factors[J]. Journal of Biomathematics, 2017, 32(1): 116-122.
- [12] 陈将赞, 戴以太, 杨廉伟. 小麦赤霉病病穗率的预测模型[J]. 浙江农业科学, 2019, 60(1): 93-94.
- CHEN J Z, DAI Y T, YANG L W. Prediction models of *Fusarium* head blight incidence[J]. Journal of Zhejiang Agricultural Sciences, 2019, 60(1): 93-94.
- [13] 徐云, 高苹, 缪燕, 等. 江苏省小麦赤霉病气象条件适宜度判别指标[J]. 江苏农业科学, 2016, 44(8): 188-192.
- XU Y, GAO P, MIAO Y, et al. [Discriminating index of meteorological condition suitability of wheat scab in Jiangsu Province](#)[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2016, 44(8): 188-192.
- [14] DOMINGUES T, BRANDÃO T, FERREIRA J C. Machine learning for detection and prediction of crop diseases and pests: A comprehensive survey[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1350.

- [15] SHAH D A, DE WOLF E D, PAUL P A, et al. Into the trees: Random forests for predicting *Fusarium* head blight epidemics of wheat in the United States[J]. *Phytopathology*, 2023, 113(8): 1483-1493.
- [16] 徐敏, 徐经纬, 谢志清, 等. 随机森林机器算法在江苏省小麦赤霉病病穗率预测中的应用[J]. *气象学报*, 2020, 78(1): 143-153.
- XU M, XU J W, XIE Z Q, et al. Application of the random forest machine algorithm in forecasting diseased panicle rate of wheat scab in Jiangsu province[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2020, 78(1): 143-153.
- [17] 邢瑜琪, 周佳, 黄卫利, 等. 基于 BP 神经网络的稻麦轮作区小麦赤霉病预测模型[J]. *西北农业学报*, 2023, 32(11): 1842-1848.
- XING Y Q, ZHOU J, HUANG W L, et al. Prediction model of *Fusarium* head blight in rice-wheat rotation area based on BP neural network[J]. *Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica*, 2023, 32(11): 1842-1848.
- [18] LI L, DONG Y Y, XIAO Y X, et al. Combining disease mechanism and machine learning to predict wheat *Fusarium* head blight[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2732.
- [19] 陶晔, 齐永志, 屈赞, 等. 基于增强回归树的海河平原小麦赤霉病预测模型构建与验证[J]. *中国农业科学*, 2021, 54(18): 3860-3870.
- TAO B, QI Y Z, QU Y, et al. Construction and verification of *Fusarium* head blight prediction model in Haihe Plain based on boosted regression tree[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2021, 54(18): 3860-3870.
- [20] 郁凌华, 邢程, 荀静, 等. 基于 PSO-SVR 模型的小麦赤霉病病穗率预测方法[J]. *麦类作物学报*, 2023, 43(11): 1434-1445.
- YU L H, XING C, XUN J, et al. Prediction method of diseased spike rate of wheat scab based on PSO-SVR model[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2023, 43(11): 1434-1445.
- [21] 中国科学院空天信息创新研究院. 2019 年 5 月上旬全国小麦主要病虫害遥感监测与预测报告[R]. 北京, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, 2019.
- Aerospace Information Research Institute. Chinese Academy of Sciences. Remote sensing monitoring and prediction report on major wheat diseases and insect pests nationwide in early May 2019[R]. Beijing: Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, 2019.
- [22] 中国科学院空天信息创新研究院. 全国作物病虫害遥感监测与预警报告[R]. 北京: 中国科学院空天信息创新研究院, 2020.
- Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences. National crop diseases and insect pests remote sensing monitoring and early warning report[R]. Beijing: Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, 2020.
- [23] 费慧芬. 大冶市小麦赤霉病与气象条件关系的研究[J]. *农业灾害研究*, 2022, 12(9): 28-30.
- FEI H F. Study on the relationship between wheat scab and meteorological conditions in Daye City[J]. *Journal of Agricultural Catastrophology*, 2022, 12(9): 28-30.
- [24] ZHANG X, HALDER J, WHITE R P, et al. Climate change increases risk of *Fusarium* ear blight on wheat in Central China[J]. *Annals of Applied Biology*, 2014, 164(3): 384-395.
- [25] SHAH D A, DE WOLF E D, PAUL P A, et al. Functional data analysis of weather variables linked to *Fusarium* head blight epidemics in the United States[J]. *Phytopathology*, 2019, 109(1): 96-110.
- [26] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [27] BIAU G. Analysis of a random forests model[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2012, 13(2): 1063-1095.
- [28] FODOR I K. A survey of dimension reduction techniques[J]. *Neoplasia*, 2002, 7(5): 475-485.
- [29] GEIGER B C, KUBIN G. Relative information loss in the PCA[C]//2012 IEEE Information Theory Workshop. September 3-7, 2012, Lausanne, Switzerland. IEEE, 2012: 562-566.
- [30] 刘佳星. 基于网格搜索超参数优化的支持向量回归[J]. *科学技术创新*, 2022(13): 71-74.

LIU J X. Support vector regression based on grid search hyperparameter optimization[J]. Scientific and Technological Innovation, 2022(13): 71-74.

[31] ZHU N Y, ZHU C Y, ZHOU L, et al. Optimization of the random forest hyperparameters for power industrial control systems intrusion detection using an improved grid search algorithm[J]. Applied Sciences, 2022, 12(20): 10456.

[32] 岳伟, 陈曦, 姚卫平, 等. 安徽省小麦赤霉病气象风险评估与区划[J]. 植物保护, 2022, 48(5): 167-173.
YUE W, CHEN X, YAO W P, et al. Meteorological risk assessment and regionalization of wheat scab in Anhui province[J]. Plant Protection, 2022, 48(5): 167-173.

[33] INFANTINO A, BELOCCHI A, QUARANTA F, et al. Effects of climate change on the distribution of *Fusarium* spp. in Italy[J]. Science of The Total Environment, 2023, 882: 163640.