耦合气象影响因素和 Logistic 方程的水稻纹枯病发病等级动态预测模型研究

张静文[1]， 张竞成[1*]， 张雪雪[1]， 黄玉娟[1]， 郭安红[2]， 吴开华[1]

（1. 杭州电子科技大学人工智能学院，杭州 310018；2. 中国气象局国家气象中心，北京 100081）

摘要 本文基于植保、气象等数据研究水稻纹枯病发病等级-时间动态的预测方法和模型。利用 2010 年－2016 年湖南省 12 个县的植保调查数据和气象观测值，以水稻纹枯病流行机理为基础将 Logistic 方程与构建的温度影响模块和湿度影响模块耦合，建立 Logistic-RICEBLA 病害预测模型。通过对模型参数进行调优、训练和验证，实现对水稻纹枯病发病等级的动态预测。结果表明，Logistic-RICEBLA 模型能够较好地响应温度、湿度等气象条件的变化，模型预测结果与实际的水稻纹枯病发病等级-时间变化曲线具有较高的一致性。经验证，模型预测结果在单时相上精度达到 $R^2=0.68$，RMSE＝1，容错准确率 P_bias＝88%，表明预测值与实际发病等级的误差基本控制在±1 级范围内。在多时相整体趋势的验证方面，模型预测的病害流行曲线下面积（AUDPC）与病害实际发展的 AUDPC 保持高度一致性，决定系数（R^2）达到 0.86，表明模型能给出纹枯病在水稻不同生育期发病等级变化的整体趋势。本研究构建的 Logistic-RICEBLA 模型能由简单的气象数据和植保数据驱动，对水稻纹枯病发病等级进行动态预测，有助于在植保管理中及时掌握区域中病害发生发展的趋势，为水稻病害统防统治等防控工作提供参考。

关键词 水稻纹枯病； Logistic 方程； 温度； 湿度； 预测模型

中图分类号： S435.111.42 **文献标识码：** A **DOI：** 10.16688/j.zwbh.2021238

A dynamic forecasting model for the severity of rice sheath blight by coupling meteorological factors with Logistic equation

ZHANG Jingwen[1]， ZHANG Jingcheng[1*]， ZHANG Xuexue[1]， HUANG Yujuan[1]， GUO Anhong[2]， WU Kaihua[1]

（1. *College of Artificial Intelligence*，*Hangzhou Dianzi University*，*Hangzhou* 310018，*China*；
2. *National Meteorological Center of China Meteorological Administration*，*Beijing* 100081，*China*）

Abstract Based on disease survey and meteorological data of 12 counties in Hunan province over 2010－2016，this study developed a temporal dynamic disease forecasting model for rice sheath blight. According to the epidemic mechanism of rice sheath blight disease，a temperature impact module and a humidity impact module were constructed，which were coupled with the Logistic equation to form the Logistic-RICEBLA disease forecasting model. The optimization，training and verification of model parameters were conducted to achieve the dynamic forecast of the disease in the study area. The results suggested that the Logistic-RICEBLA model could respond to variations of temperature and humidity. The forecasting results were highly consistent with the actual disease development curve of rice sheath blight. The model accuracies at single phase were as followed：$R^2=0.68$，RMSE＝1 and P_bias＝88%（tolerated accuracy），indicating that the forecasting error fell within ±1 severity grade. With regard to the model performance at multiple phases，the area under the disease prevalence curve（AUDPC）was used to assess the capability of the model in forecasting the general development trend of the disease. The predicted AUDPC was highly consistent with the actual AUDPC，and the coefficient of determination（R^2）reached 0.86，suggesting that the model is able to predict the overall trend of disease development over multiple phases. The developed Logistic-RICEBLA model could be driven by simple meteorological data and disease survey data. The disease forecasting information will facilitate the understanding of the disease development trend in the region，which is important in guiding the prevention and control practices of rice diseases.

收稿日期： 2021－04－19 **修订日期：** 2021－05－24
基金项目： 浙江省科技计划（LGN20D010003）；国家自然科学基金（42071420）；国家重点研发计划国际合作项目（2019YFE0125300）
* 通信作者 E-mail：zhangjcrs@hdu.edu.cn

Key words　rice sheath blight；　Logistic equation；　temperature；　humidity；　forecasting model

水稻病害作为重要的生物灾害，成为制约水稻高产、稳产和优质生产以及生态环境安全的重要因素。近年来，受气候变化、栽培方式、生态环境和品种多样化等的影响，水稻病害频发，严重影响水稻的产量和品质。目前，我国水稻病害防治上普遍存在农药滥用等问题，不仅造成农田环境污染[1]，而且容易导致稻谷农药残留超标，造成较严重的食品安全问题[2]。在水稻植保管理中，对病害进行早期预警，指导病害防控是提高防效和控制农药用量的关键。作物病害预测模型可以反映预测因子与病害发生概率、程度间的量化关系，是病害预测的重要途径，目前主要分为静态模型和动态模型两大类型。其中，静态预测模型是对某一特定时期病害发生情况（如病害发生盛期或年际发病状况）进行预测的模型，往往基于统计关系建立[3-10]。Zhang 等[11]基于北京地区小麦白粉病生境信息建立了发病概率预测模型，经地面调查数据验证精度达 72.2%。纪思琪等[12-13]分别基于 LVQ 神经网络、BP 神经网络、决策树 C4.5 算法构建了黄瓜黑星病预警模型，并根据气候条件和土壤环境对病害年际发生概率进行预测，模型总体精度高达 90%。静态模型通常是基于统计方法或机器学习建立的一类模型，结构相对简单，能够达到较高的预测精度，但由于无法反映病害发生发展过程，其应用在很大程度受到限制[14-15]。针对这一问题，建立能够表征作物病害发生发展规律的数学模型——动态预测模型，能够实现对病害发生过程的动态预测。王海光等[16]基于局地植保和气象数据，利用马尔科夫链的时序预测方法，对 1987 年—2001 年玉米矮花叶病的发生程度进行逐年预测，模型总体精度为 66.7%。Kim 等[17]基于病害流行学框架 SEIR（susceptible-exposed-infected-removed）构建了水稻病害预测通用模型 EPIRICE，实现对多种水稻病害的预测，预测误差约为 10%。总体而言，由于病害发生发展动态模型的标定和验证需基于连续时相病害调查数据，研究难度高于静态模型，目前相关研究仍不充分。为更好地支持大范围病害防控工作，病害动态预测模型在两个方向亟待加强：一是需要在病害动态预测模型中更多地体现该病害的病理学和流行学特点和机理，使模型更好地贴合目标病害的特性，从而提升预测效果；二是需要加强模型在区域尺度的适应性研究及验证。相比局地试验田条件下的病害流行规律观测，大区域中各种因素间的相互作用通常呈现更复杂的格局。因此，病害动态预测模型能否对大区域中的预测具有适应性？模型的表现如何？关于这些问题目前仍亟待进一步的研究。

水稻纹枯病致病菌为 *Rhizoctonia solani*（有性代 *Thanatephorus cucumeris*（Frank）Donk），该病作为我国稻区普发性病害，每年可导致 10%～30% 的减产，造成约 600 万 t 粮食损失[18]，且发生情况有逐年上升的趋势。水稻纹枯病作为土传真菌病害，其发生流行与气象、环境条件关联密切。目前，纹枯病大范围预测主要依靠专家经验和简单统计模型，预测模型较少考虑病害流行机理。针对这一问题，本研究拟将气象信息与病害流行过程结合进行预测建模，开展如下研究：1）基于大样本观测调查数据和 Logistic 函数，建立表征纹枯病发生程度随时间动态变化的数学模型，探究温度、湿度等气象因素对水稻纹枯病发生程度的影响模式；2）构建温度、湿度等关键气象因素对病害程度的影响模块，并与过程模型进行耦合；3）在区域尺度对水稻纹枯病发病程度预测模型进行效果评价，为水稻病害统防统治提供动态预警信息。

1　数据与方法

1.1　研究区及数据获取

1.1.1　研究区概述

研究区位于湖南省东南部的道县、东安县、桂阳县、醴陵市、祁东县、邵东县、双峰县、湘乡市、湘阴县、宜章县、攸县、长沙县共 12 个县市，地理范围在北纬 24°38′N～30°08′N、东经 108°47′E～114°15′E 之间。该区域以平原地貌为主，属大陆性亚热带季风湿润气候，气候年内变化较大，春夏多雨，有大面积水稻种植，是水稻纹枯病常发区域。

1.1.2　数据获取及预处理

本研究中所用到的水稻纹枯病发病等级数据为全国农业技术推广服务中心提供的病圃调查数据，包括研究区 12 个县市 2010 年—2016 年（2012 年数据缺失较多故未采用）水稻纹枯病病圃多时相定点调查数据，调查参照国家农业行业标准（GB/T15791-1995）“水稻纹枯病测报调查规范”进行。记录内容包括调查时间、观测点经纬度、稻作类型、生

育期及以 5 d 为周期的发病等级等数据。本研究将每个调查、预测的时间作为 1 个“时相”，调查时间间隔为 5 d。调查和预测在连续的多时相上进行。水稻发病等级按严重度进行分级，具体分级标准如表 1 所示。发病等级旨在反映某地区整体发病状况，为便于比较，以全部调查样本的平均严重度四舍五入后的整数值作为该地区的发病等级。

湖南省东安县 2014 年纹枯病发病等级时序曲线(示例)如图 1 所示。上述水稻纹枯病发病等级数据为水稻纹枯病预测建模提供反映病害实际发生情况的训练和验证数据。气象因素方面，由于水稻纹枯病喜高温高湿环境，温、湿度因素综合影响着纹枯病的发生发展。本研究在病害预测模型中融入温度和湿度气象影响模块，所用气象数据包括湖南省 25 个气象站点(图 2)2010 年—2016 年的平均气温(TEM/℃)、平均相对湿度(RHU/%)的日值数据，数据来源于国家气象局中国气象数据网。在气象、植保数据匹配方面，以每个植保观测点为中心，利用 20 km 范围内各临近气象站通过反距离加权法(inverse distance weighted：IDW)插值计算，得到各植保观测点位置的气象数据。

表 1　水稻纹枯病发病等级(严重度)分级标准

Table 1　Grading standards for the disease severity of rice sheath blight

发病等级 Disease severity	分级标准 Grading standards
0 级 Grade 0	全株无病
1 级 Grade 1	基部叶片叶鞘发病
2 级 Grade 2	第三叶片以下各叶鞘或叶片发病(自顶叶算起，下同)
3 级 Grade 3	第二叶片以下各叶鞘或叶片发病
4 级 Grade 4	顶叶叶鞘或顶叶发病
5 级 Grade 5	全株发病枯死

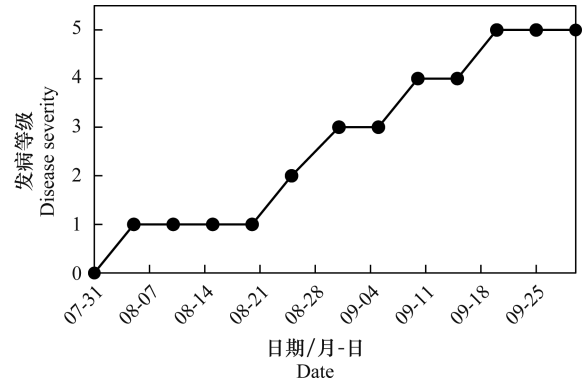


图 1　水稻纹枯病发病等级时序曲线示意图(2014 年，湖南省东安县)

Fig. 1　The time series curve of disease severity of rice sheath blight (2014, Dong'an county, Hunan province)

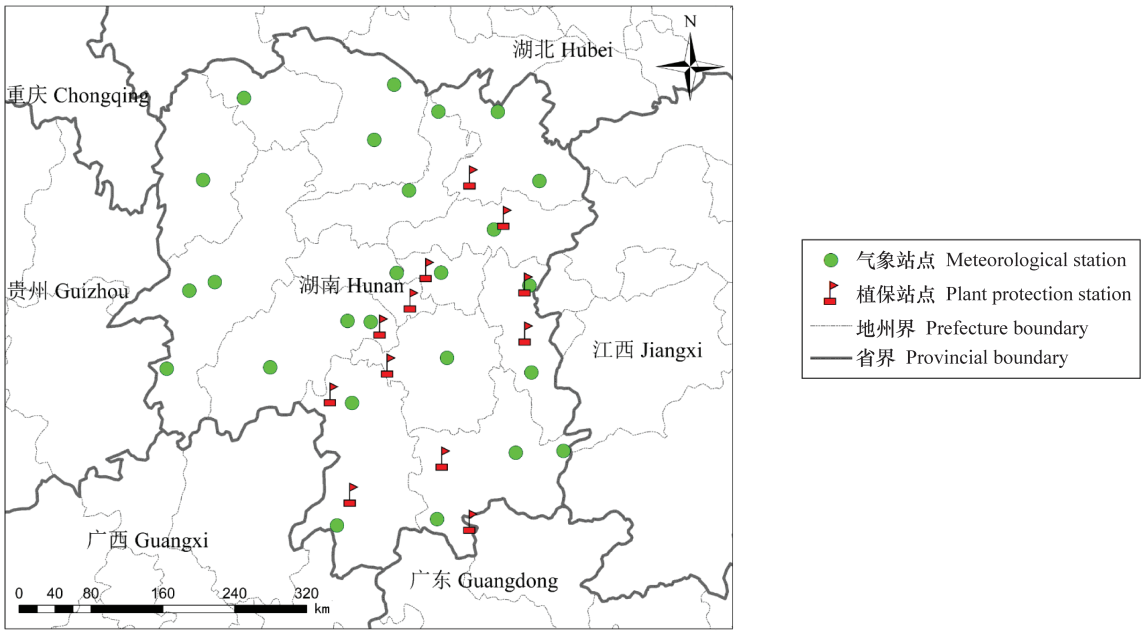


图 2　研究区植保站、气象站分布

Fig. 2　Distribution of plant protection station and meteorological station in the study area

1.2　Logistic 模型概述

病原菌侵染寄主造成病害流行的过程大致可理解为：病原在开始阶段缓慢增长，在达到一定数量后，发病等级进入指数增长阶段，最后由于空间、资源等限制因素，发病等级达到一个稳定的饱和状态[19-20]。上述病原-寄主互作过程通常可以用 Lo-

gistic 函数加以描述。Logistic 函数是病害流行学中一个经典的数学模型[21-22],Logistic 增长曲线的基本形式可通过式(1)进行表达。其中,e 为自然对数的底,x 为时间,y 为病害发病等级,θ_1、θ_2、θ_3、θ_4 均为系数,θ_1、θ_2、θ_3 分别是曲线的上界、下界和曲线中值对应的时间(图 3)。从生物学角度来说,θ_1 为病害发生过程中作物发病等级峰值,θ_2 为病原菌侵染的潜伏期(或称开始期)作物发病等级,θ_3 为作物发病等级达到中间值时的时间,此时作物的病害增长速度最快,θ_4 为基本模型中调节系数。

$$y=\theta_1+\frac{\theta_2-\theta_1}{1+e^{\frac{x-\theta_3}{\theta_4}}} \tag{1}$$

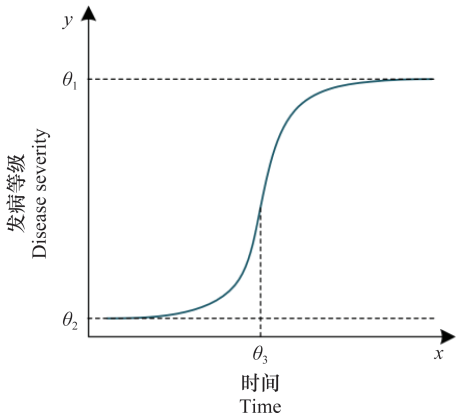


图 3　描述病害发病等级时间变化的 Logistic 模型基本形式

Fig. 3　The basic form of Logistic model describing the time change of disease severity

通过比较 Logistic 模型和病害发生等级-时间发展曲线的相似性来评价所建模型的可行性。对水稻纹枯病发病等级模型进行 Logistics 函数曲线拟合,得到发病等级随时间变化的基本模型。从 2010 年—2016 年湖南省晚稻植保数据中抽取了 15 组记录较为完整且整体发病规律较清晰的植保站点数据作为代表性样本,统一采用 6 月 30 日—9 月 30 日间的记录数据,共包括 19 个时相。基于发病程度时序数据进行 Logistic 函数拟合,得到发病等级-时间的 Logistic 方程基本形式,并以此 Logistic 模型为基本框架,进一步考虑温度、湿度影响,进行病害预测模型构建。

1.3　Logistic-RICEBLA 模型结构及参数

温度和湿度是影响纹枯病发生发展的重要气象因素,二者共同影响着纹枯病的发生发展及严重程度。分别构建温度影响模块和湿度影响模块并将其与 Logistic 基本模型耦合,建立 Logistic-RICEBLA 预测模型。

1.3.1　温度影响模块 T

通常认为,温度对水稻纹枯病的影响呈现一个累积效应[23]。因此,本研究采用积温距平的形式构建式(2)温度影响模块 T,反映温度年际相对变化的影响。

$$T=\mathrm{a}(\mathrm{Temp}'_n-\overline{\mathrm{Temp}_n}) \tag{2}$$

其中,a 为缓冲因子;Temp'_n 为被预测时间的积温,考虑气象因素对水稻纹枯病的影响存在一定滞后性,将其定义为如式(3)所示预测时间前 n 天(n=5)内逐日平均气温≥10℃的日平均气温的总和。$\overline{\mathrm{Temp}_n}$ 为观测数据点在 2010 年—2016 年与预测时间相同时相的积温均值。

$$\mathrm{Temp}'_5=\sum_{i=1}^{5}\mathrm{tem}_i \tag{3}$$

其中,tem_i 为第 i 天的平均气温。

1.3.2　湿度影响模块 H

水稻纹枯病病菌的繁殖、侵染需要在湿度达到一定水平时才发生。因此,本研究采用相对湿度比例阈值的形式构建湿度影响模块 H,反映湿度历年年际相对变化的影响。

$$H=\mathrm{b}\cdot\frac{\mathrm{RH}'_m}{\overline{\mathrm{RH}}} \tag{4}$$

其中,b 为缓冲因子,$\overline{\mathrm{RH}}$ 为湿度的阈值,参考相关文献定为 80%[24]。考虑气象因素对水稻纹枯病的影响存在一定滞后性,RH'_m 为预测时相前 m 天(m=5)的逐日平均相对湿度的均值,如式(5)所示。

$$\mathrm{RH}'_m=\frac{\sum_{i=1}^{5}\mathrm{rhu}_i}{5} \tag{5}$$

其中,rhu_i 为第 i 天的相对湿度。

1.3.3　气象因子模块与 Logistic 模型耦合

在 Logistic 基本模型的基础上,耦合温度影响模块 T 和湿度影响模块 H,建立水稻纹枯病动态预测模型 Logistic-RICEBLA,形式如式(6)所示。

$$y=\theta_1+\frac{\theta_2-\theta_1}{1+e^{\frac{H(x+T-\theta_3)}{\theta_4}}} \tag{6}$$

模型中,T 模块主要控制模型曲线上升时间早迟,若有效积温越高,水稻纹枯病发病程度上升的时间越早;H 模块控制模型曲线上升速度的快慢,湿度在高于一定水平后,即有利于病情的发展。

1.4　模型参数寻优及预测精度评价

1.4.1　模型参数寻优

本研究构建的水稻纹枯病发病等级预测模型中

包含的待定系数 a、b，需通过参数寻优加以确定。在模型形式确定后，根据植保历史调查数据和同期气象数据，基于容错准确率 P_bias 进行参数寻优。以 2010 年、2011 年、2014 年、2015 年共 481 条植保数据作为训练集，观察 T 与 H 模块的输入对预测结果的影响及其敏感性，确定 a 与 b 两个缓冲因子的寻优范围及步长，以模型精度为优化目标进行遍历寻优，确定温度模块缓冲因子 a 及湿度模块缓冲因子 b，从而确定 Logistic-RICEBLA 模型的最终形式。同时，以 2013 年、2016 年共 204 条植保数据作为验证集，对预测模型精度进行评价。

1.4.2 模型精度评价方法

本研究分别从单时相预测和生育期整体走势预测两个层面对模型表现进行量化评价。其中，单时相预测精度反映模型在单时相上的预测结果和实际结果的一致性，分别采用准确率 P、容错准确率 P_bias、决定系数 R^2、均方根误差 RMSE(root mean square error)4 个指标进行检验和评价。生育期整体走势预测采用病害流行曲线下面积 AUDPC(area under disease progress curve)及其决定系数 R^2 进行评价。

1) 准确率 P。P 为模型预测结果与实际观测值之间的符合程度，若模型预测等级 y_predicted 与实际发病等级 y_observed 相等，则记为完全预测正确。具体如式(7)。

$$P=\frac{r_1}{r} \tag{7}$$

其中 r_1 为发病等级完全预测正确的数量，r 为所有时相预测结果数量，故 P 越接近 1，模型预测效果越好。

2) 容错准确率 P_bias。P_bias 容错条件下模型预测结果与实际观测值之间的符合程度。实际防控中，往往需要了解的是病害的大体发展趋势，即使存在一定误差(如相比实际发生情况高或低一级)，预测结果亦能为防控提供有效参考，即认为预测与实际偏差在一个等级之内的结果是可接受的。因此，若模型预测等级 y_predicted 与实际发病等级 y_observed 相差在±1 级内，则记为在一定容错范围内预测正确。具体计算如式(8)所示。

$$P_\mathrm{bias}=\frac{r_2}{r} \tag{8}$$

其中 r_2 为符合容错条件的预测正确的数量，r 为所有时相预测结果数量，故 P_bias 越接近 1，说明在该容错条件下预测效果越好。

3) 决定系数 R^2。R^2 是各时相病害等级实际观测值和模型预测值拟合优度的一个度量，计算方法如式(9)所示。

$$R^2=1-\frac{\sum(\mathrm{y_observed_t}-\mathrm{y_predicted_t})^2}{\sum(\mathrm{y_observed_t}-\mathrm{y_average})^2} \tag{9}$$

其中，$\mathrm{y_observed_t}$ 为第 t 个时相实际发病等级，$\mathrm{y_predicted_t}$ 为第 t 个时相模型预测发病等级，y_average 为实际发病等级的均值。R^2 取值介于 0～1 之间，越接近 1，表示模型拟合效果越好。

4) 均方根误差($RMSE$)。$RMSE$ 用于衡量各时相实际病害等级观测值和模型预测值之间的偏差，计算公式如式(10)所示。

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(\mathrm{y_observed_t}-\mathrm{y_predicted_t})^2} \tag{10}$$

其中，N 表示预测时相总数；$RMSE$ 越小，表明预测发病等级越接近于实际发病等级，即预测越准确。

5) 病害流行曲线下面积(AUDPC)。AUDPC 是病害流行学中对病害程度整体走势预测效果的一个常用评估指标。AUDPC 通过计算预测起点至终点时段内病害等级的积分，提供有关病害整体发展动态和强度的信息，计算公式如式(11)所示。

$$\mathrm{AUDPC}=\sum_{i=1}^{N-1}\left[\frac{(\mathrm{y_observed}_i+\mathrm{y_observed}_{i+1})}{2}\times(t_{i+1}-t_i)\right] \tag{11}$$

在评价时分别计算病害实际发生的 AUDPC 以及模型预测的 AUDPC，并将两者进行比较。实际 AUDPC 与预测的 AUDPC 越接近，表明预测走势越接近实际走势，即趋势预测越准确。

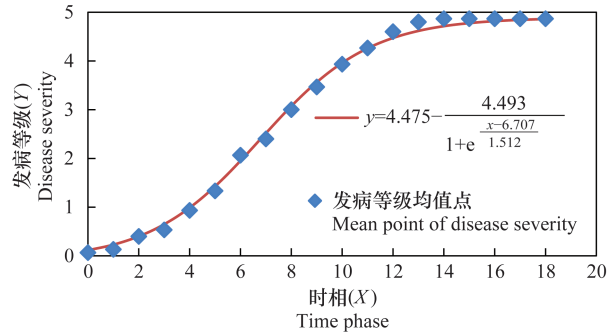
2 结果与分析

2.1 模型参数寻优结果

根据 1.2 节方法对水稻纹枯病发病等级调查代表性样本进行 Logistic 曲线拟合，得到病害等级发展基本函数(图 4)，从中能够观察到曲线拟合结果与发病等级均值发展趋势贴合度较高。为考察温度影响模块 T 与湿度影响模块 H 对水稻纹枯病发生曲线的影响，通过向模型输入不同 T 与 H 模块数值

进行敏感性分析(图 5)。可以观察到,温度模块 T 控制着模型曲线上升的早晚,若 T 取正值(温度距平值为正),则预测病害等级曲线上升时间较早(图 5a);若 T 取负值(温度距平值为负),则病害等级曲线上升时间较晚(图 5b),这与温度因素对纹枯病发病节律的调节机制相符。湿度模块 H 的改变控制着模型曲线上升的快慢。若 H 取大于 1 的值(图 5c),即预测时相湿度大于参考值,则病害等级曲线加速上升;若 H 取小于 1 的值(图 5d),即预测时相湿度小于参考值,则病害等级曲线上升速度减缓,这与湿度因素限制纹枯病发生发展的"阀门"效应相符。

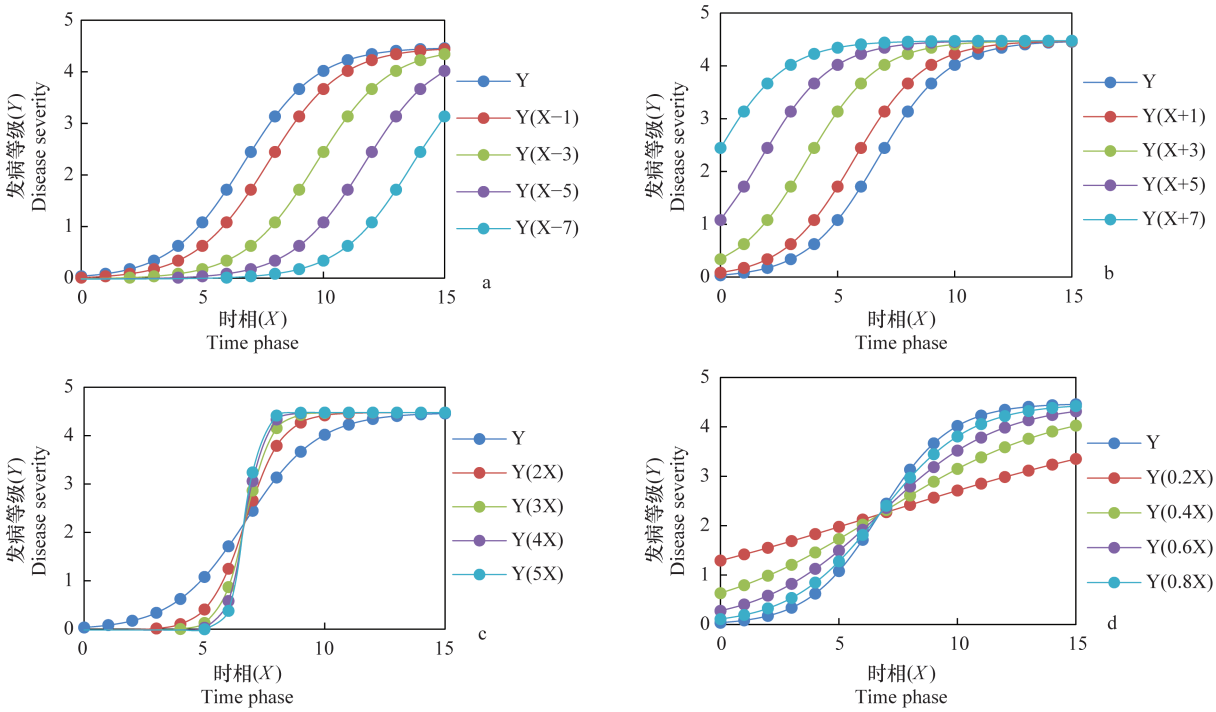
基于输入模块敏感性分析结果并结合经验,对 a 参数在 0～2.0 范围内以 0.2 为步长采样,b 参数在 10^{-6}～10^{-3}范围内在 10 的整幂次处采样,将参数组合遍历并输入模型,得到各参数组合下预测模型的 P 和 P_bias 精度(图 6)。结果显示,P 和 P_bias 两项指标在不同 a,b 组合构成的参数空间中大体呈现相似的趋势,但 P_bias 显著高于 P,表明在容错条件下(±1 发病等级),模型预测精度大幅提升。考虑 P_bias 指标更符合实际应用需求,将其作为精度优化目标,以 P_bias 最大为原则,在 P_bias=0.89 处确定最终 Logistic-RICEBLA 模型中的 a、b 参数值分别为 a=0.9,b=10^{-5}。



每个调查时相以5 d为单位。下同
Every five days represents one time phase. The same applies below

图 4　水稻纹枯病发病等级-时间 Logistic 方程拟合

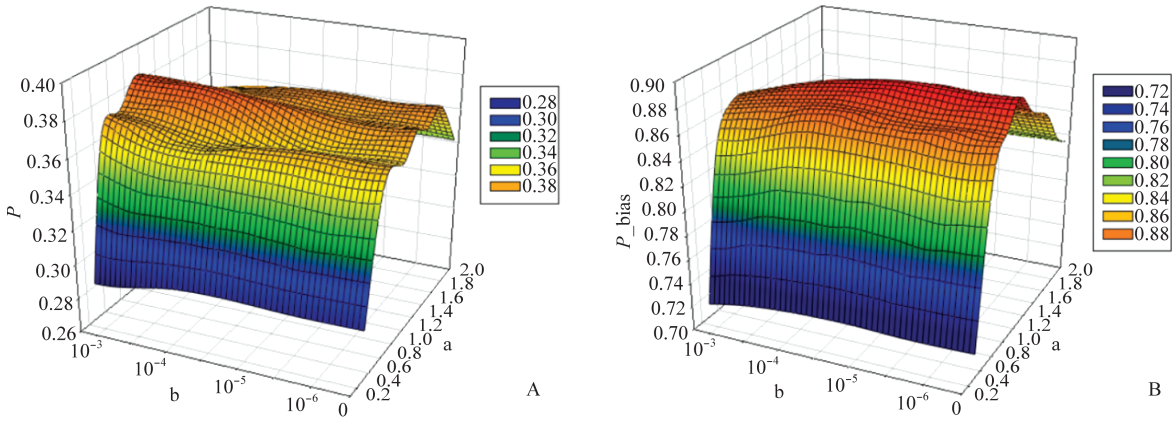
Fig. 4　Logistic equation fitting for disease severity-time grades of rice sheath blight



a: T = 0、1、3、5、7的病害曲线变化; b: T = 0、−1、−3、−5、−7的病害曲线变化; c: H = 0、2、3、4、5的病害曲线变化; d: H = 0、0.2、0.4、0.6、0.8的病害曲线变化。各种情况只改变输入模块的大小,其他参数固定为模型基本参数。T和H分别为温度影响因子与湿度影响因子
a: The disease curves for T = 0, 1, 3, 5, 7; b: The disease curves for T = 0, −1, −3, −5, −7; c: The disease curves for H = 0, 2, 3, 4, 5; d: The disease curves for H = 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8. In all cases, only the size of the input module is changed, and other parameters are fixed as the basic parameters of the model. T and H are the factors influencing temperature and humidity, respectively

图 5　不同 T 与 H 模块输入情况下的水稻纹枯病发展曲线示意

Fig. 5　The development curve of rice sheath blight under different T and H module inputs



A与B分别为a、b在寻优范围内对应的准确率P与容错准确率P_bias

A and B are the accuracy P and the error tolerance accuracy P_bias of a and b in the optimization range, respectively

图 6　Logistic-RICEBLA 模型参数 a、b 不同组合下精度趋势图

Fig. 6　Accuracy trend chart under different combinations of Logistic-RICEBLA model parameters a and b

2.2　模型精度验证

通过训练集得到模型的参数最佳取值从而确立预测模型。将模型应用于验证数据集，得到模型的验证精度(表 2)。各时相模型预测和实际结果之间的 $R^2=0.68$，模型预测 $RMSE=1$，表明 Logistic-RICEBLA 模型能够给出与实际发病趋势一致的结果。在单时相预测方面，预测模型的准确率 $P=32\%$，容错准确率 P_bias$=88\%$。

表 2　Logistic-RICEBLA 模型精度结果

Table 2　Logistic-RICEBLA model accuracies

模型 Model		精度指标 Accuracy index			
		P	P_bias	R^2	RMSE
单时相	Single-phase	32%	88%	0.68	1
多时相	Multi-phase	—	—	0.86 (AUDPC)	—

这一结果表明，预测模型误差主要存在于实际发生等级的临近等级(±1 级)，因此考虑实际应用需求的 P_bias 大幅高于 P。图 7 将 2013 年湖南省 4 个县的实际-预测病害等级趋势进行了对比，预测发病趋势与实际发病趋势具有较好的一致性，预测结果在数值上的偏差均在一个病级以内。另一方面，病害发展整体趋势的预测可由实际发病与模型预测的 AUDPC 曲线积分值的散点图(图 8)反映。结果显示，二者呈现高度一致性，R^2 达到 0.86，表明预测模型能够很好地反映水稻纹枯病的整体发生发展过程。

3　讨论

本研究以 Logistic 函数为基础构建的水稻纹枯病基本模型能够较好地反映病害流行过程。水稻纹枯病在苗期至穗期均可发病，在分蘖期病情开始迅速扩展，在孕穗期至抽穗期病情达到高峰[25]，其发生趋势通常呈“S”形曲线[24,26]。因此，采用 Logistic 函数作为基本模型，能够较好地模拟出水稻纹枯病发生等级时间变化的基本态势，从而为病害动态预测提供了一个基本的趋势模型，并允许在此基础上进一步考虑环境动态变化因素的影响。

作为土传真菌性病害，水稻纹枯病的发生和流行与温度、湿度等环境因素关联紧密[27-28]。注意到温湿度等气象条件对发病的影响也是一个时间动态的过程，因此，Logistic-RICEBLA 模型通过构建温度和湿度模块，尝试将气象因素影响进行数学建模。其中，温度模块 T 利用积温距平的形式，湿度模块 H 利用比例阈值的形式，能够有效地反映病害流行过程中不同气象条件对病害等级的影响。同时，通过将 T 模块和 H 模块与 Logistic 基本模型耦合，能够实现对水稻纹枯病发生流行的动态模拟。从预测模型的多年份验证结果看，模型在单时相上的预测准确率 P 较低，仅为 32%，这一定程度上反映了病害流行过程的不确定性和预测的复杂性。但同时应注意到，模型 P_bias 达到 88%，意味着模型能够给出与实际病害发生较接近的预测结果，从而大体反映研究区域病害发展趋势。从局地的验证结果看

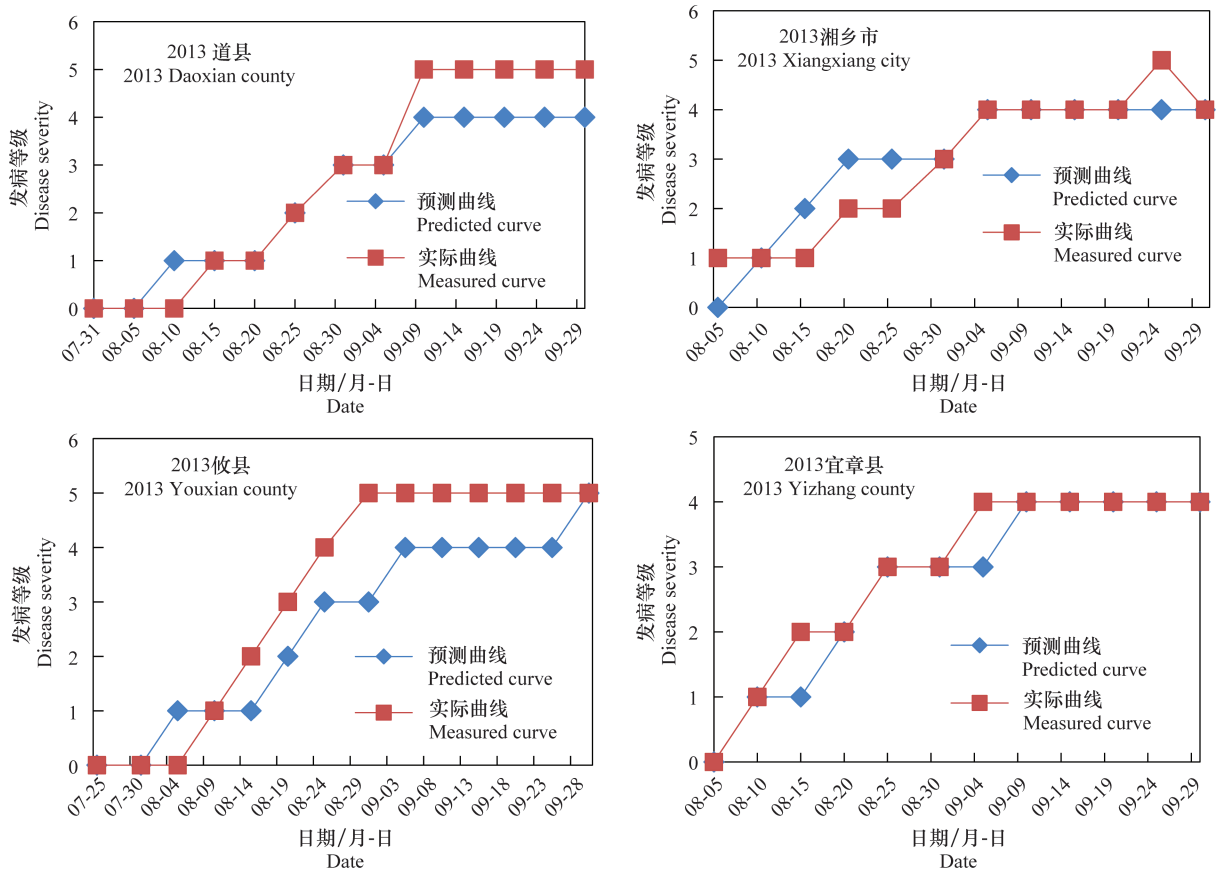


图 7　局地水稻纹枯病发病等级过程趋势预测对比图

Fig. 7　Comparison chart for predicting rice sheath blight disease severity process trend

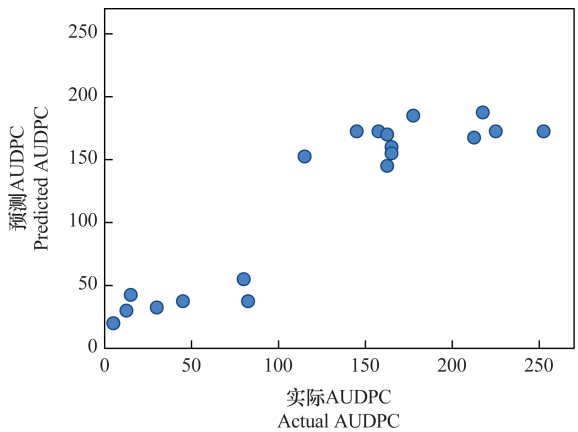


图 8　水稻纹枯病 AUDPC 整体过程预测验证散点图

Fig. 8　Scatter plot of AUDPC overall process prediction and verification of rice sheath blight

(图 7),模型预测的病害发展趋势均与实际发生情况较吻合,特别是病害等级开始上升的起始点和病情趋于稳定的时间点等曲线关键位置吻合度较高,在大部分时相上病害预测曲线与病害实际发生曲线间偏差均在一个等级之内。此外,Logistic-RICEBLA 模型预测与实际发病程度的 AUDPC 的 R^2 达到 0.86,表明模型对水稻纹枯病整体发生态势具有较强的预测能力。一般而言,病害防控主要关注病害可能发生流行的时间点,以及发生的大致程度。Logistic-RICE-BLA 模型不仅能够预测出病害发生发展的关键时间,同时还能给出与实际情况大体相近的发病等级结果,对病害防控工作具有重要的指导意义。

另一方面,由于病害的发生发展过程不确定性程度较高,本研究仍然存在一些模型预测与病害实际发生情况之间的偏差。在后续的病害预测研究中,可以从数据和模型两方面进行努力。在数据方面,后续研究可以在模型中进一步引入如卫星遥感、地面传感等数据,获得如寄主作物种植分布、生育期、生长状况、田块肥水情况等与病害流行有关的信息[15,29-30]。此外,在预测模型方面,可以进一步将病害预测模型进行时空扩展,弄清病害在一定区域中的时空流行过程[29,31],为指导水稻纹枯病绿色防控和统防统治提供有效支撑。

4　结论

本文基于湖南省 12 个县市的水稻纹枯病病圃

定点调查数据，以 Logistic 曲线为基本框架，通过设计融入气象因子(温度、湿度)影响模块，建立了水稻纹枯病发病等级的时间动态预测模型 Logistic-RICEBLA。基于该数据集进行了模型参数调优，并对模型预测精度进行评价，得到以下结论：

1)水稻纹枯病发病等级在时间上基本呈现 S 形曲线趋势，能够通过 Logistic 函数方程进行有效模拟。

2)结合水稻纹枯病气象流行机制特点，构建了温度影响模块与湿度影响模块；将上述模块与水稻纹枯病发生程度基本模型耦合，能够有效反映气象条件变化对病害发展趋势的影响。

3)Logistic-RICEBLA 模型能够对病害发展趋势进行模拟，预测结果趋势与实际发病趋势具有较好的一致性，单时相预测结果的偏差在一个病级内，P_bias 达到 88%，RMSE＝1；整体病害进展曲线 AUDPC 拟合 R^2＝0.86，表明模型能够对水稻纹枯病的发生发展过程实现有效的动态预测，对指导病害统防统治等工作具有较大意义。

参考文献

[1] 金书秦，邢晓旭. 农业面源污染的趋势研判、政策评述和对策建议[J]. 中国农业科学，2018，51(3)：593－600.

[2] 马畅，刘新刚，吴小虎，等. 农田土壤中的农药残留对农产品安全的影响研究进展[J]. 植物保护，2020，46(2)：6－11.

[3] WALLIN J R，EIDE C J，THURSTON H D. Forecasting potato late blight in Minnesota [J]. American Journal of Potato Research，1955，32(3)：100－105.

[4] 肖志强，李宗明，樊明，等. 陇南山区小麦条锈病流行程度预测模型[J]. 中国农业气象，2007(3)：350－353.

[5] 于彩霞，霍治国，黄大鹏，等. 基于大尺度因子的小麦白粉病长期预测模型[J]. 生态学杂志，2015，34(3)：703－711.

[6] 张蕾，霍治国，姜燕，等. 典型区域小麦白粉病发生气象等级动态预警模型[J]. 中国农业气象，2015，36(5)：631－639.

[7] HUGHES G，BURNETT F J. Evaluation of probabilistic disease forecasts [J]. Phytopathology，2017，107(10)：1136－1143.

[8] 巩文峰，帅玉婷，马占鸿. 林芝地区小麦条锈菌与气象因子的关系及流行动态模型的构建[J]. 植物保护学报，2018，45(1)：167－172.

[9] SHAH D A，DE WOLF E D，PAUL P A，et al. Predicting Fusarium head blight epidemics with boosted regression trees [J]. Phytopathology，2014，104(7)：702－714.

[10] SUN Sisi，BAO Yunxuan，LU Minghong，et al. A comparison of models for the short-term prediction of rice stripe virus disease and its association with biological and meteorological factors [J]. Acta Ecologica Sinica，2016，36(3)：166－171.

[11] ZHANG Jingcheng，PU Ruiliang，YUAN Lin，et al. Integrating remotely sensed and meteorological observations to forecast wheat powdery mildew at a regional scale [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing，2017，7(11)：4328－4339.

[12] 纪思琪，吴芳. 基于神经网络的蔬菜病害静态预警模型[J]. 电脑知识与技术，2016，12(10)：189－191.

[13] 纪思琪，吴芳，李乃祥. 基于决策树的蔬菜病害静态预警模型[J]. 天津农学院学报，2017，24(2)：77－80.

[14] 张雪雪，王斌，田洋洋，等. 作物病虫害预测机理与方法研究进展[J]. 中国农业科技导报，2019，21(5)：110－120.

[15] 黄文江. 作物病虫害遥感监测与预测[M]. 北京：科学出版社，2015.

[16] 王海光，马占鸿. 玉米矮花叶病预测预报研究[J]. 玉米科学，2004(4)：94－98.

[17] KIM K H，CHO J，LEE Y H，et al. Predicting potential epidemics of rice leaf blast and sheath blight in South Korea under the RCP 4.5 and RCP 8.5 climate change scenarios using a rice disease epidemiology model，EPIRICE [J]. Agricultural and Forest Meteorology，2015，203：191－207.

[18] 鄂志国，张丽靖，黄世文，等. 水稻纹枯病抗性研究进展[J]. 核农学报，2009，23(6)：997－1000.

[19] AGRIOS G N，沈崇尧. 植物病理学[M]. 北京：中国农业大学出版社，2009.

[20] 曾士迈. 宏观植物病理学[M]. 北京：中国农业出版社，2005.

[21] CAMPBELL C L，MADDEN L V. Introduction to plant disease epidemiology [M]. Wiley-Interscience，1990：453－509.

[22] HAU B. Mathematical functions to describe disease progress curves of double sigmoid pattern [J]. Phytopathology，1993，83(7)：928－932.

[23] 古书鸿，严小冬，石艳，等. 贵州省温度界限内积温特征分析[J]. 中国农业气象，2011，32(4)：521－524.

[24] YELLAREDDYGARI S K R，REDDY M S，KLOEPPER J W，et al. Rice sheath blight：a review of disease and pathogen management approaches [J]. Journal of Plant Pathology & Microbiology，2014，5(4)：1－4.

[25] BROOKS S A. Sensitivity to a phytotoxin from *Rhizoctonia solani* correlates with sheath blight susceptibility in rice [J]. Phytopathology，2007，97(10)：1207－1212.

[26] SAVARY S，WILLOCQUET L，TENG P S. Modelling sheath blight epidemics on rice tillers [J]. Agricultural Systems，1997，55(3)：359－384.

[27] 冯淑杰，杨媚，周登博，等. 水稻纹枯病菌菌核上的真菌和细菌种类及其对水稻纹枯病菌生长的影响[J]. 植物病理学报，2008，38(5)：557－560.

[28] 李沛霖. 水稻纹枯病的症状传播途径及防治措施[J]. 农业与技术，2017，37(1)：25－26.

[29] YUEN J，MILA A. Landscape-scale disease risk quantification and prediction [J]. Annual Review of Phytopathology，2015，53：471－484.

[30] 吴炳方，蒙继华，李强子. 国外农情遥感监测系统现状与启示[J]. 地球科学进展，2010，25(10)：1003－1012.

[31] MEENTEMEYER R K，HAAS S E，TOMÁŠ V. Landscape epidemiology of emerging infectious diseases in natural and human-altered ecosystems [J]. Annual Review of Phytopathology，2012，50：379－402.

(责任编辑：杨明丽)