

# An Early Warning Mathematical Model of Rice Blast Degree Based on Agrometeorology

Kaihao Liang<sup>1</sup>, Jinbo Ding<sup>1</sup>, Jianghua Huang<sup>2</sup>, Zhongzhen Wu<sup>2</sup>, Dechao Huang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>College of Computational Science, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou Guangdong

<sup>2</sup>College of Agriculture and Biology, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou Guangdong

<sup>3</sup>Guangdong Agricultural Pest Warning and Control Center, Guangzhou Guangdong

Email: karman03@126.com

Received: Jul. 15<sup>th</sup>, 2020; accepted: Jul. 28<sup>th</sup>, 2020; published: Aug. 4<sup>th</sup>, 2020

---

## Abstract

**Objective:** This study aims at prediction of the occurrence degree of rice blast by meteorological factor data. **Method:** In this paper, ten-day average temperature, ten-day average precipitation and ten-day average water vapor pressure are selected as early warning meteorological factors to establish a mathematical model for the occurrence degree of rice blast. **Result:** The empirical results show that when the model is used to predict the highest degree of rice blast, the accuracy is 98.6%. When the model is used to predict the actual degree of rice blast, the completely accurate proportion was 24.70%, and the deviation within one grade was 70.73%. **Conclusion:** This shows that the model has good warning accuracy.

## Keywords

Agrometeorology, Rice Blast, Degree of Occurrence, Warning

---

# 基于农业气象的稻瘟病发生程度预警数学模型

梁凯豪<sup>1</sup>, 丁锦波<sup>1</sup>, 黄江华<sup>2</sup>, 吴仲真<sup>2</sup>, 黄德超<sup>3</sup>

<sup>1</sup>仲恺农业工程学院, 计算科学学院, 广东 广州

<sup>2</sup>仲恺农业工程学院, 农业与生物学院, 广东 广州

<sup>3</sup>广东省农业有害生物预警防控中心, 广东 广州

Email: karman03@126.com

收稿日期: 2020年7月15日; 录用日期: 2020年7月28日; 发布日期: 2020年8月4日

**文章引用:** 梁凯豪, 丁锦波, 黄江华, 吴仲真, 黄德超. 基于农业气象的稻瘟病发生程度预警数学模型[J]. 运筹与模糊学, 2020, 10(3): 205-212. DOI: 10.12677/orf.2020.103022

## 摘要

**目的:** 这里研究通过气象因素数据对稻瘟病的发生程度进行预警。**方法:** 本文选择旬平均气温, 旬平均降水量, 旬平均水汽压作为预警气象因子, 建立稻瘟病发生程度的数学模型, 对稻瘟病发生程度进行预警。**结果:** 实证结果表明, 利用该模型对稻瘟病最高发生程度进行预警时, 准确率达到98.6%; 而利用该模型对稻瘟病实际发生程度进行预警时, 完全准确的比例为24.70%, 偏差1个等级的比例为70.73%。**结论:** 这说明, 所建立的预警模型具有较好的预警准确性。

## 关键词

农业气象, 稻瘟病, 发生程度, 预警

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

研究意义: 稻瘟病是由稻瘟病菌引起的水稻重要病害之一, 适温高湿, 有雨、雾、露存在条件下有利于发病。准确预测稻瘟病的发出程度是植物病害防控的一个重要难题。前人研究进展: 很多学者尝试通过不同的方法, 希望对稻瘟病的发生发展进行预测或者预警, 从而可以提前采取防控措施。俞孕珍等[1]对稻瘟历年流行情况与气象因素间关系, 进行单因素多元逐步线性回归分析, 分别构建了两地区特殊灾年年份稻瘟病流行中期预测模型。张雷等[2]运用灰色人工神经网络的方法(GBP), 建立了稻瘟病发生的预报模型。邱靖等[3]将混沌理论(G-P 算法)与 BP 神经网络融合建立了稻瘟病预测模型, 并运用 QPSO 算法优化 BP 神经网络, 避免了 BP 算法易陷入局部极小值的缺陷。该模型的应用具有较好的准确性。文献[4] [5]采用五点滑动法优化原始数据, 建立新的灰色马尔科夫预测模型, 得到五点滑动优化无偏 GM(1,1)模型预测精度较高的结论。齐龙等[6]分析了应用菌源信息、气象因子信息和水稻冠层光谱信息 3 个方面总结了稻瘟病的现有监测预测方法存在的主要问题和难点, 从系统研究的角度出发, 提出了应用与稻瘟病发生相关多源信息构建病害流行风险评估体系的研究思路。康晓慧等[7]分别采用时间序列分析中的滑动平均、指数平均和方差分析周期外推法, 建立水稻稻瘟病发病情况的预测模型, 分析其预测效果。李晓菲等[8]选取稻瘟病发生相关气象因子及田间叶瘟病情指数, 开展稻瘟病的预测预报研究, 然后采用 Trainlm 与 Traingdx 训练函数讨论了隐节点数及学习率取值并建立了相应的预测模型。BP 神经网络预测模型的拟合精度和预测精度都达到 80%的预期目标。刘坤等[9]综合利用蚁群灰色 GM(1,1,θ)预测模型和 RBF 神经网络预测模型的特点, 建立了蚁群灰色 RBF 神经网络组合预测模型。江平等[10]应用逐步回归分析, 对影响水稻稻瘟病流行趋势的多种预报因子进行优选, 择出优势因子并组建水稻稻瘟病流行趋势的逐步回归分析模型。该模型 3 年预测结果的平均符合率达到 85.3%。周丽娜等[11]根据水稻叶片相对病害面积将稻瘟病划分为 3 个等级, 通过激光诱导法, 采集不同病害等级的活体水稻叶片叶绿素荧光光谱。选取 502~830 nm 波段激光诱导叶绿素荧光光谱(LICF)作为研究对象, 通过主成分分析(PCA)方法获取经 SG-FDT 预处理后光谱的特征向量, 根据累积贡献率和方差选取前 3 个主成分进行分析, 然后分别结合判别分析(DA)、多类逻辑回归分析(MLRA)和多层感知器(MLP)建立稻瘟病的预测模型。结果

表明, PCA-DA, PCA-MLRA 和 PCA-MLP 模型均能完成对稻瘟病害的预测, 但 PCA-MLP 模型的平均预测准确率能够达到 91.7%, 相比 PCA-DA 和 PCA-MLRA 模型, 在稻瘟病害 3 个等级上均具有较好的分类和预测能力。刘庭洋等[12]采用稻瘟病发生相关气象因子及田间穗瘟病情指数, 利用 BP 神经网络技术, 选取德宏州芒市为试验点开展稻瘟病预测预报研究, 得到 BP 神经网络建立的稻瘟病中期预测模型更具有优势的结论。徐敏等[13]利用大气环流和太平洋海温对气象条件影响的滞后性, 采用最优相关和空间拓扑分析技术, 结合滑动平均和主成分识别法, 筛选出对江苏稻区稻瘟病指数影响最显著且稳定独立的大尺度预报因子, 分别建立了基于大气环流因子和基于海温因子的稻瘟病气象等级长期预测模型。David 等[14]比较了四个预测稻瘟病的模型, 其中两个操作基于流程模型(Yoshino 和 WARM), 而另外两个是基于机器学习算法的模型算法(M5Rules 和 RNN), 发现机器学习方法与两种应用多年的基于过程的模型在操作环境下的性能相近。Katsantonis 等[15]对水稻稻瘟病预测模型的文献进行回顾, 稻瘟病预测模型最常见的输入变量是空气温度, 其次是相对湿度和降雨量。对于病机的关键因素, 如叶片湿度、氮肥和品种抗性, 在这些模型中较少整合进来, 导致模型的应用率很低。Kaundal 等[16]选取 6 个重要天气变量作为预测变量, 提出了一种基于支持向量机的利用天气预报预测植物病害的新方法。研究表明, 支持向量机在植物病害预测方面优于现有的机器学习方法和常规的正则化方法。然后他们开发了一个基于 SVM 的水稻稻瘟病预测 web 服务器。Calvero 等[17]以回归方程为经验模型, 预测稻瘟病的发生。发现不同地区用于预测稻瘟病的气象因子有所不同。相对湿度  $\geq 80\%$  的连续天数、相对湿度  $\geq 80\%$  的天数、和降水量  $\geq 84$  mm 的天数是预测韩国地区稻瘟病的重要变量。总降水量、降水频率、平均最高和最低气温、风速大于 3.5 m/s 的天数、相对湿度  $\geq 80\%$  的连续天数和相对湿度  $\geq 80\%$  的天数是预测菲律宾地区稻瘟病的重要因子。

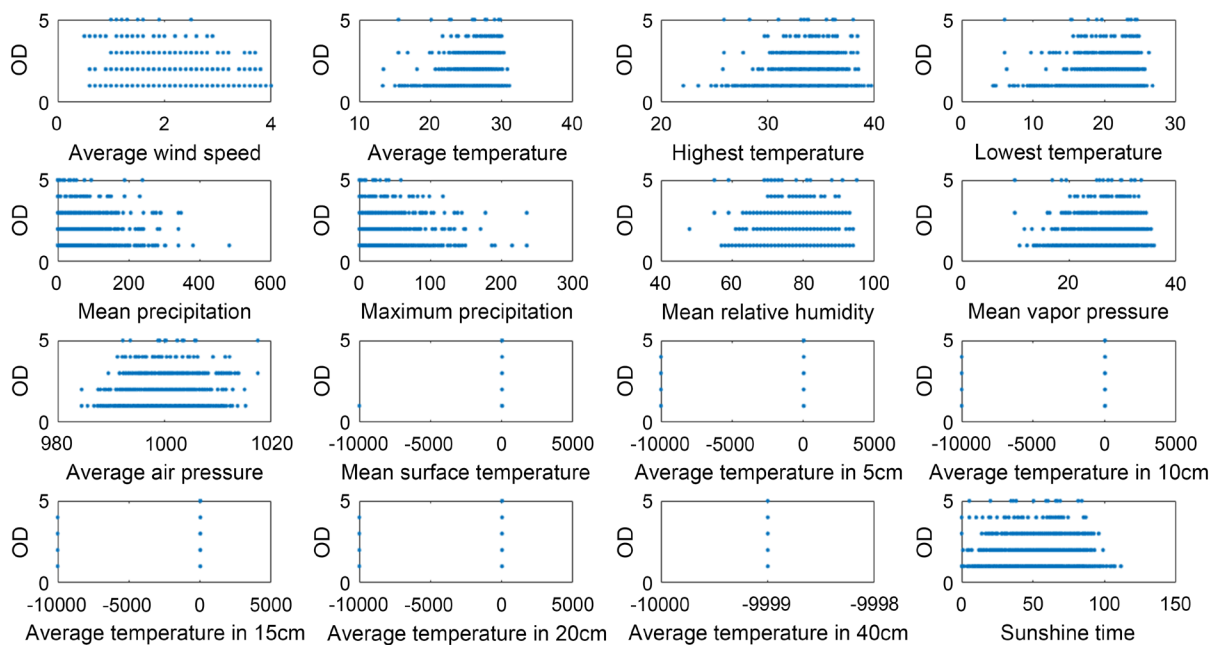
本研究切入点: 从上述相关的研究来看, 虽然有多种方法对稻瘟病的发生发展进行预测, 但是预测的效果往往不是十分理想, 或者预测需要用到田间管理的数据, 例如前期叶瘟病的发生程度和稻田病菌数量等。而这些数据的获取有时候需要较高的成本, 或者较难获取。拟解决的关键问题: 如何选择有效的气象因子, 建立合理的数学模型对稻瘟病发生程度进行预测预警仍然是一个有待进一步研究的课题。这里尝试利用与稻瘟病的发生有密切关系的气象因子对稻瘟病的发生进行预警。

## 2. 气象因子选择

稻瘟病的发生程度与气象因素有较密切的关系。根据农业气象系统可以得到 16 个农业气象因子, 分别为旬平均风速(Average wind speed, 单位 m/s)、旬平均气温(Average temperature, 单位摄氏度)、旬极端最高气温(Highest temperature, 单位摄氏度)、旬极端最低气温(Lowest temperature, 单位摄氏度)、旬平均降水量(Mean precipitation, 单位 mm)、旬内日最大降水量(Maximum precipitation, 单位 mm)、旬平均相对湿度(Mean relative humidity, 单位%)、旬平均水汽压(Mean vapor pressure, 单位百帕)、旬平均气压(Average air pressure, 单位百帕)、旬平均地面温度(Mean surface temperature, 单位摄氏度)、旬平均 5 cm 温度(Average temperature in 5 cm, 单位摄氏度)、旬平均 10 cm 温度(Average temperature in 10 cm, 单位摄氏度)、旬平均 15 cm 温度(Average temperature in 15 cm, 单位摄氏度)、旬平均 20 cm 温度(Average temperature in 20 cm, 单位摄氏度)、旬平均 40 cm 温度(Average temperature in 40 cm, 单位摄氏度)、旬日照时数(Sunshine time, 单位 h)。广东省《农作物病虫害测报调查技术规范汇编》中“稻瘟病测报调查规范”对稻瘟病的发生程度划分为 5 个等级, 分别是 1~5 级, 依次表示轻发生(1 级)、偏轻发生(2 级)、中等发生(3 级)、偏重发生(4 级)、大发生(5 级)。

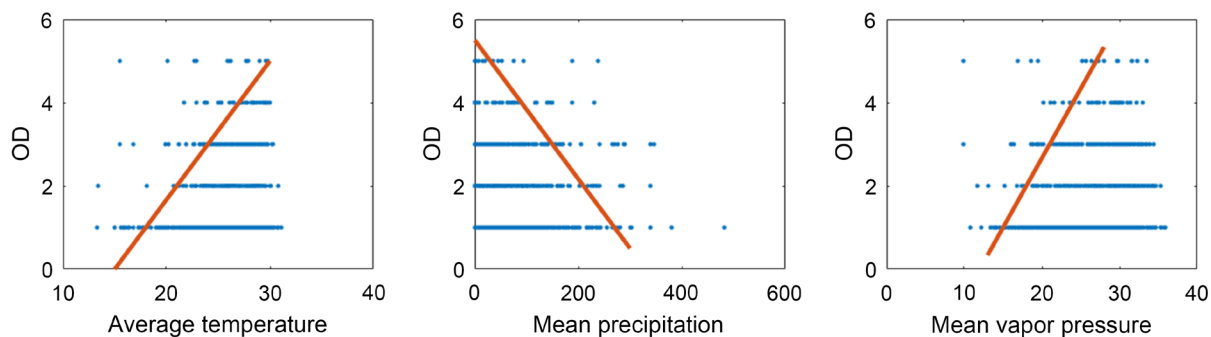
为了从气象因子中筛选合适的因子, 对稻瘟病的发生程度预报预警, 图 1 给出了 16 个气象因子与稻瘟病发生程度之间的关系。由图可知, 旬平均风速与稻瘟病发生程度没有显著关系, 没有反映出平均风

速的大小对发生程度的大小有什么影响。旬平均气温、旬极端最高气温和旬极端最低气温与稻瘟病发生程度有显著的“右移”现象，表明气温越高，稻瘟病发生程度也会相应越高；除了“右移”现象之外，这三个气象因子也有显著的“直角三角形”现象，表明在气温较高的时候，稻瘟病的5个发生程度都会出现，而在气温较低的时候，稻瘟病一般只会轻度发生。这种现象主要是因为稻瘟病的发生除了气象因素之外，还与稻田是否存在病原孢子和菌丝、存在病原的量多少、水稻是否是抗性品种有关，因此在气温较高的时候，在不同的地区和不同的水稻品种里面，稻瘟病各种发生程度都有可能发生。旬平均气温、旬极端最高气温和旬极端最低气温这三个指标具有高度相关性，因此我们只选择旬平均气温进行分析即可。旬平均降水量和旬内日最大降水量也是高度相关的两个指标，这里只选择旬平均降水量分析，而且这两个指标在稻瘟病的发生程度中表现出显著的“左移”现象和“直角三角形”现象。这表明，降水量偏少有利于稻瘟病的发生，见水量充足则可抑制稻瘟病的发生。这也可以说明稻瘟病在旱田比在水田的发生程度偏重。在稻瘟病的发生程度中，平均相对湿度和平均气压表现出一定的“右移”，但不太明显。平均水汽压与稻瘟病的发生程度则表现出显著的“右移”现象和“直角三角形”现象。旬平均地面温度、旬平均5 cm 温度、旬平均10 cm 温度、旬平均15 cm 温度、旬平均20 cm 温度和旬平均40 cm 温度这六个指标属于无效指标，可能是气象系统没有测量六个指标相关的数值。旬日照时数与稻瘟病的发生程度虽然有一定的“左移”现象，但不太明显。综上所述，这里选择平均气温、平均降水量和平均水汽压作为稻瘟病发生程度的预警气象因子。



**Figure 1.** Preliminary selection of meteorological factors  
**图 1.** 气象因子初筛

为了更好分析平均气温、平均降水量和平均水汽压三个指标，我们将三个指标的图像单独抽出来分析，如图 2 所示。这三个指标表现出明显的“右移”或“左移”现象，在这三个子图中，我们画出了三条红线，分别表示稻瘟病发生程度从 1 级到 5 级的最低气温、最大降水量和最小水汽压。例如，在平均气温的子图中，18 摄氏度左右则可出现 1 级流行程度，20 摄氏度左右会出现 2 级流行程度，而 5 级流行程度需要 30 摄氏度左右。我们认为，明显偏离红线的散点为异常数据，可以剔除。



**Figure 2.** Selection of meteorological factors

**图 2.** 气象因子选择

由于平均气温、平均降水量和平均水汽压这三个指标具有明显的“直角三角形”现象，因此我们只能预测预警稻瘟病发生程度的最低条件，在此最低条件之下的发生程度都是可能发生的。例如，如果预测某地区的发生程度为 3 级，则该地区也可能发生 1 级或 2 级流行程度，但几乎不会发生 4 级或 5 级流行程度。图 2 中的三条红色的方程分别为  $y_1 = 1/3x_1 - 5$ ， $y_2 = -1/60x_2 + 5.5$ ， $y_3 = 1/3x_3 - 4$ 。我们在 2019 次对平均气温、平均降水量、平均水汽压和稻瘟病发生程度的观测中选取同时在这三条红线附近的数据，可以得到表 1。我们将通过表 1 拟合得到稻瘟病的预警数学模型。

**Table 1.** Observation data near the red line

**表 1.** 红线附近的观测数据

平均气温	平均降水量	平均水汽压	发生程度
22.90	159.50	22.20	2
22.90	159.50	22.20	2
24.70	110.90	24.60	3
25.00	73.70	27.00	4
26.40	78.30	28.00	4
25.30	90.00	27.20	4
25.30	90.00	27.20	4
27.10	76.30	27.40	4
27.00	63.80	27.00	4
27.30	71.10	26.50	4
25.20	139.80	26.00	4
25.20	139.80	26.00	4
27.60	119.60	26.40	4
27.60	119.60	26.40	4
29.50	63.00	28.90	4
29.50	63.00	28.90	4
29.80	35.20	29.80	5
27.80	31.90	27.30	5
27.80	75.20	29.70	5
29.00	52.40	28.00	5
27.90	15.60	25.20	5



### 3. 预警数学模型

#### 3.1. 数学模型和拟合结果

目前国内外的天气预报技术已经发展比较成熟，自成体系。本文稻瘟病流行程度的预警数学模型其思想是利用天气预报，得到下一句的气象数据，根据该气象数据预警下一句的稻瘟病流行程度的发生等级。

在建立数学模型之前，我们先假设稻瘟病的病菌在预测的地区充分分布且有充足的量，水稻品种都是易感品种。因此，在此假设下只要天气条件合适，稻瘟病都会发生到该天气条件下的最高等级。设平均气温为  $x_1$ ，平均降水量为  $x_2$ ，平均水汽压为  $x_3$ ，发生程度为  $D$ ，我们建立发生程度  $D$  与三个气象因子的线性模型

$$D = k_1x_1 + k_2x_2 + k_3x_3 \quad (1)$$

其中， $k_1, k_2, k_3$  为系数。

本文应用 1stOpt 软件对方程(1)进行拟合，拟合过程采用 Levenberg-Marquardt 优化算法，拟合数据为表 1，可以得到如下的拟合方程

$$D = 0.0294x_1 - 0.0102x_2 + 0.1533x_3 \quad (2)$$

而且，拟合结果的一些参数如下表 2。相关系数是度量所研究变量之间线性相关的程度，其取值范围是 0 至 1，越接近 1 表示变量之间的相关程度越高；决定系数定义为回归方程中因变量的已解释离差与总变差的比值，反映回归方程的因变量变化可靠程度，其取值范围也是 0 至 1，越接近 1 表示方程拟合效果越好。从相关系数和决定系数看，相关系数大于 0.85，可以认为三个气象因子与稻瘟病的流行程度显著相关，决定系数约为 0.75，说明拟合得到的模型比较可靠。

**Table 2.** Parameters of fitting results

**表 2.** 拟合结果参数

均方差(RMSE)	残差平方和(SSE)	相关系数(R)	决定系数(DC)	卡方系数(Chi-Square)	F 统计(F-Statistic)
0.4093	3.517	0.8654	0.7488	0.4757	56.68

#### 3.2. 预警等级处理

由于线性模型本身所具有的局限，在对稻瘟病的流行程度进行预警时，需要进行一些技术性的处理。根据线性模型的流行程度  $D$  取整，可以得到相应的流行程度。但当  $D$  的值大于 5 时，我们令  $D = 5$ ；而当  $D$  的值小于 1 时，我们令  $D = 1$ 。

预警模型(2)得到的是相应气象条件下的最大流行程度。就是说，某地区稻瘟病实际发生的流行程度以较高的概率在此最大流行程度之下。如果要预测或者预警某地区稻瘟病发生的实际流行程度，则需要综合考虑该地区上年是否发生较大面积的稻瘟病，种植的水稻是否是抗性品种。本文的预警处理办法是：如果上一年该地区发生较大面积的稻瘟病，说明该地区的病原菌丝或孢子广泛存在，模型的预警等级不变，如果没有发生较大面积的稻瘟病，则模型的预警等级下调一级；相应地，如果种植的水稻是抗性品种，则预警等级也下调一级，否则不变。

### 4. 实证分析

利用预警模型(2)对表 1 的气象数据进行预警时，在 21 次的预警中，准确预测 17 次，准确率达到 80.95%，其余 4 次的预警等级偏差都在 1 以内。我们再利用预警模型(2)进行 2019 次预警分析。这里，定义正向误差(Positive Error)为根据模型得到的最高预警等级与实际发生等级之差。而误差(Error)则定义为模型的预

警等级与实际发生等级之差。这里模型得到的最高预警等级，则为模型直接计算得到的结果；而由于水稻的实际稻瘟病流行程度与是否存在致病病原菌体，水稻是否是抗性品种，水稻的田间管理都有关系，此外由于没有稻田病原菌体和水稻抗性品种的方面数据，因此这里模型的预警等级设定为模型得到的最高预警等级下调 2 级。正向误差大于零，则表示得到的最高预警等级是正确的，而正向误差小于零，则表示得到的最高预警等级出错。图 3 给出了在 2019 此预警中的正向误差和误差。由图 3 左图可知，正向误差中，大部分都是大于零的，大于零的部分占了 98.56%，说明最高预警等级的准确率达 98.56%。而在实际预警的误差中，完全准确的比例为 24.70%，偏差 1 个等级的比例为 70.73%，见图 3 右图。稻瘟病的发生程度是人为性划分为 5 个等级，实际上，如果两个地区的稻瘟病的发生程度偏差一个等级时，两者的发病情况并没有太明显的差异，所以我们认为偏差一个等级也是较准确的预警。

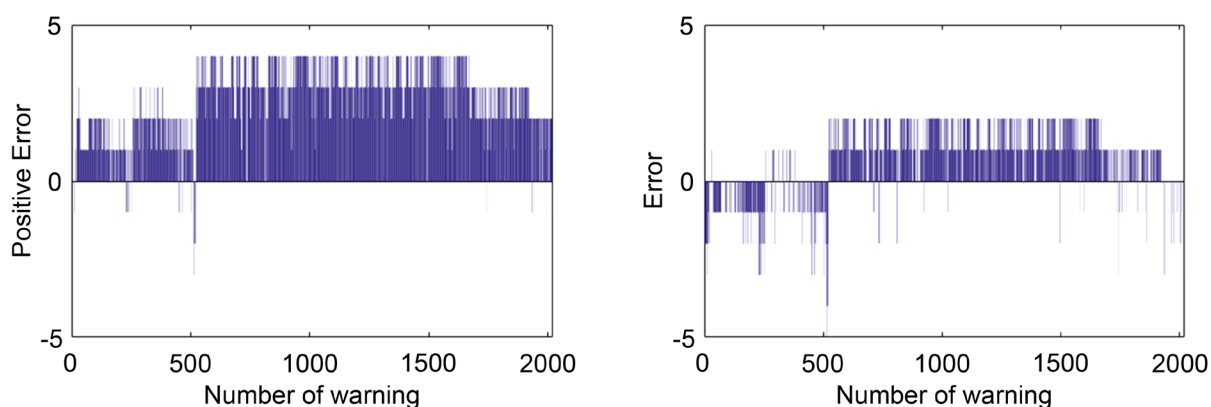


Figure 3. Warning results

图 3. 预警结果

## 5. 结论

本文将旬平均气温，旬平均降水量，旬平均水汽压作为预警气象因子，研究建立稻瘟病发生程度的数学模型。实证分析表明，该模型在最高等级的预警具有很高的准确性，准确率达到 98.56%。由于稻瘟病表现出明显的“直角三角形”现象，即在一定气象条件下得到的稻瘟病最高流行程度等级，在该等级之下的所有流行程度等级都会等可能出现。在预警稻瘟病发生程度的最高等级时，该模型表现出很高的准确性。在预警某地区稻瘟病的实际发生程度时，该模型也表现出较好的准确性，实际发生程度等级比预警等级只相差一个等级的次数比例，占到 70.73%。如果能够获得田间管理数据，如稻田病菌数量、前期叶瘟病的发生程度、上一年稻瘟病的发生程度等，则可以在该模型中进一步提高稻瘟病预测的准确性。

## 基金项目

广东省自然科学基金项目(2018A0303130136)；广东省科技计划项目(2015A070704059)；广东省教育厅育苗工程项目(2012WYM\_0081)；国家级大学生创新创业训练计划项目(201911347030)；世界银行贷款广东农业面源污染治理项目；国家重点研发计划“化学肥料和农药减施增效综合技术研发”项目(2018YFD0200300)。

## 参考文献

- [1] 俞孕珍, 毛国杰, 魏松红, 等. 辽宁省丹东、盘锦地区稻瘟病流行预测统计模型研究[J]. 沈阳农业大学学报, 1999,

- 30(1): 55-57.
- [2] 张雷, 燕亚菲, 刘志红, 向卫国. 灰色人工神经网络在稻瘟病发生预报中的应用[J]. 中国农学通报, 2010, 26(12): 238-241.
- [3] 邱靖, 吴瑞武, 黄雁鸿, 杨毅, 彭莞云. 混沌理论与 BP 网络融合的稻瘟病预测模型[J]. 农业工程学报, 2010, 26(14): 88-93.
- [4] 魏代俊, 曾艳敏, 邹迎春. 基于无偏灰色马尔科夫链的稻瘟病预测研究[J]. 安徽农业科学, 2010, 38(34): 19399-19400+19427.
- [5] 宁万光, 谢瑛, 史洪中, 陈利军. 信阳水稻稻瘟病发生规律及基于灰色预测模型的预测预报[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(6): 102-104.
- [6] 齐龙, 马旭, 梁柏, 张稳成, 傅荣富, 谭永焯. 稻瘟病监测预测方法研究现状及流行风险评估体系构建初探[J]. 中国农学通报, 2011, 27(33): 213-216.
- [7] 康晓慧, 陈浩, 张梅. 3 种时间序列分析模型在水稻稻瘟病预测中的应用[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(6): 173-177.
- [8] 李晓菲, 刘振华, 陈涛, 王园媛, 王云月. 基于 BP 神经网络的稻瘟病预测技术研究[J]. 云南农业大学学报: 自然科学版, 2013, 28(4): 551-560.
- [9] 刘坤, 钱永德, 张福军. 蚁群灰色神经网络模型在稻瘟病预测中的应用[J]. 自动化仪表, 2013, 34(2): 30-33.
- [10] 江平, 康晓慧. 用逐步回归分析模型预测水稻稻瘟病流行趋势[J]. 广东农业科学, 2014, 41(12): 72-74.
- [11] 周丽娜, 于海业, 张蕾, 任顺, 隋媛媛, 于连军. 基于叶绿素荧光光谱分析的稻瘟病害预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(4): 1003-1006.
- [12] 刘庭洋, 李焯, 浦仕磊, 李志宇, 李文静, 吴奇, 王云月. 基于 BP 神经网络的稻瘟病预测预报研究[J]. 西南农业学报, 2017, 30(7): 1546-1553.
- [13] 徐敏, 徐经纬, 高苹, 吴洪颜, 罗晓春, 任义方. 基于大尺度因子的江苏稻区稻瘟病气象等级长期预测[J]. 植物保护, 2017, 43(4): 36-41.
- [14] Nettleton, D.F., Katsantonis, D., Kalaitzidis, A., Sarafijanovic-Djukic, N., Puigdollers, P. and Confalonieri, R. (2019) Predicting Rice Blast Disease: Machine Learning versus Process-Based Models. *BMC Bioinformatics*, **20**, Article No. 514. <https://doi.org/10.1186/s12859-019-3065-1>
- [15] Katsantonis, D., Kadoglidou, K., Dramalis, C., et al. (2017) Rice Blast Forecasting Models and Their Practical Value: A Review. *Phytopathologia Mediterranea*, **56**, 187-216.
- [16] Kaundal, R., Kapoor, A.S. and Raghava, G.P.S. (2006) Machine Learning Techniques in Disease Forecasting: A Case Study on Rice Blast Prediction. *BMC Bioinformatics*, **7**, Article No. 485. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-7-485>
- [17] Calvero Jr., S.B., Coakley, S.M. and Teng, P.S. (1996) Development of Empirical Forecasting Models for Rice Blast Based on Weather Factors. *Plant Pathology*, **45**, 667-678. <https://doi.org/10.1046/j.1365-3059.1996.d01-168.x>