

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1787.2022.02.012

水晶梨病虫害防治预测模型

王兴旺^{1*}, 郑汉垣², 金凤雷³

¹上海农林职业技术学院, 上海 201699; ²上海大学计算机工程与科学学院, 上海 200444;

³上海仓桥水晶梨专业合作社, 上海 201699

摘要:【目的】为提高水晶梨病虫害防治工作效率,进一步提升病虫害的预测效果和精度。【方法】深入研究了灰色模型(GM),利用GM对水晶梨环境因子数据进行建模得到病虫害预测公式,通过差分方程推导出时间响应式和参数估计,建立了优化初始值的灰色模型(OIVGM),将OIVGM与BP神经网络预测模型(BP)进行组合,建立了优化初始值的灰色BP神经网络预测组合模型(OIVGM-BP)。【结果】通过单位根检验法测量模型的稳定性,OIVGM-BP一阶差分处理后, T 统计量(-5.487654)小于5%临界值(-2.878073),数据序列表明平稳,OIVGM-BP可以稳定进行预测。通过白噪声检验方法测量OIVGM-BP的适应性,OIVGM-BP的残差 P 值从第二阶开始,均大于0.05,说明OIVGM-BP的适应性较好,各阶均通过了白噪声检验。LRM、GM、TSM、BP、OIVGM-BP对梨锈病、白粉病、腐烂病、梨黄粉蚜、梨二叉蚜、梨木虱6种病虫害的预测准确率平均值分别为70.81%、70.09%、69.74%、65.64%、83.01%,OIVGM-BP的预测准确率优于其他4种预测模型。【结论】OIVGM-BP能够对水晶梨病虫害进行有效预测,能够更好地指导农业生产。

关键词: 水晶梨; 病虫害; 防治; 预测模型



开放科学标识码
(OSID 码)

Study on prediction model of disease and pest control of crystal pear

WANG Xingwang^{1*}, ZHENG Hanyuan², JIN Fenglei³

¹Shanghai Vocational College of Agriculture and Forestry, Shanghai 201699, China; ²School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China; ³Shanghai Cangqiao Crystal Pear

Professional Cooperative, Shanghai 201699, China

Abstract:【Aim】This study was conducted to improve the efficiency of the pest control used for crystal pears, and to build a prediction model to determine the effectiveness of treatments against diseases and pests.【Method】The grey model (GM) was used to model environmental factors relevant for crystal pears to obtain a pest forecast. The time response formula and parameter estimation were derived through the differential equation, and a grey model (OIVGM) for optimizing the initial value was established. The OIVGM was combined with the BP neural network prediction model (BP), and this grey BP neural network prediction combination model (OIVGM-BP) was used to optimize the initial value.【Result】In this paper, the stability of the model is measured by the unit root test. After the first-order difference processing of OIVGM-BP, the T statistic (-5.487654) is less than the 5% critical value (-2.878073). The data series is stable indicate that OIVGM-BP can predict stably. This paper measures the adaptability of OIVGM-BP by using the white noise test method. The P value of the residual of OIVGM-BP starts from the second order and is greater than 0.05, indicating that the adaptability of OIVGM-BP is good, and each order has passed the white noise test. The experimental results show that the average prediction accuracy of LRM, GM, TSM, BP and OIVGM-BP for six diseases and insect pests of pear rust, powdery mildew, rot, pear yellow aphid, pear binary aphid and pear wood lice are 70.81%, 70.09%, 69.74%, 65.64% and 83.01% respectively, the prediction accuracy of OIVGM-BP is better than the other four classical prediction models.【Conclusion】OIVGM-BP can effectively predict diseases and insect/pest infestations in crystal pears and guide agricultural production.

Key words: crystal pear; diseases and insect pests; prevention and cure; prediction model

近年来,国内外专家学者对农作物病虫害预测模型涉及的诸多问题进行了深入的研究:冯广等(2020)给出了基于 inception 与 residual 组合网络的农作物病虫害识别模型并进行了试验对比与分析;王冬雪等(2019)建立了 GA-RBF 融合算法,预测玉米生长过程中产量的损失;Guan *et al.* (2021)创建了一种基于农业知识库的果树病虫害诊断方法并进行了应用;姜敏等(2019)给出了一种基于深度学习的水稻病虫害诊断方法并进行了实践与分析;Chen *et al.* (2019)提供了一种基于神经网络和证据理论的农田病虫害预测算法,进一步提升了预测算法的预测精度;蒲秀夫等(2020)建立了基于二值化卷积神经网络的农业病虫害识别方法,并做了大量的试验和对比分析。

水晶梨 *Pyrus spp.*是从韩国选育成功的黄色梨新品种,目前已成为上海市松江区的水果类特色产品(曹雪慧等,2020)。水晶梨在种植和培育过程中不断受到病虫害问题的困扰,造成减产、生长效率低、品质低等问题(庞轶舒等,2021; 杨大可,2020; Carra *et al.*, 2021; Jia *et al.*, 2021)。水晶梨常见病虫害达 50 余种,常见病害主要为梨锈病、白粉病、腐烂病、黑星病、叶斑病等,常见害虫主要为梨黄粉蚜 *Aphanostigma jakusuiense* (Kishida)、梨二叉蚜 *Schizaphis piricola* (Matsumura)、梨木虱 *Psylla chinensis* Yang et Li、梨网蝽 *Stephanitis nashi* Esaki et

Takeya 等(黄冲等,2020)。目前,水晶梨病虫害的防治方法主要是依靠专家经验,未完全形成信息化、智能化的病虫害防治体系(Nakai *et al.*, 2021)。

为提升水晶梨病虫害预测模型的作效率,本文在灰色模型(grey system theory model, GM)的预测基础上通过差分方程推导出时间响应式和参数估计,建立了优化初始值的灰色模型(grey model for optimizing initial value, OIVGM),然后将 OIVGM 与 BP (back propagation) 进行组合,建立了优化初始值的灰色 BP 神经网络预测组合模型(OIVGM-BP)。

1 材料与方法

1.1 水晶梨病虫害原始数据获取

2017 年 1 月—2021 年 7 月在上海市松江区水晶梨园区对危害水晶梨较为严重的梨锈病、白粉病、腐烂病 3 种病害和梨黄粉蚜、梨二叉蚜、梨木虱 3 种虫害进行环境因子的数据采集。数据采集时间主要为病虫害发生一周内,环境因子采集内容主要包括空气温度、空气湿度、土壤湿度、土壤 pH 值、土壤含盐量、风强度、光照度、二氧化碳浓度等(李佳懿,2020)。数据采集设备为上海农林职业技术学院自行研制的“水晶梨生长监测系统”等农业物联网设备。梨锈病采集的部分环境因子原始数据见表 1。

表 1 梨锈病部分环境因子原始数据(上海市松江区水晶梨园,2018 年 5 月 6 日)
Table 1 The original data of some environmental factors of pear rust
(crystal pear orchard in Songjiang District, Shanghai, May 6, 2018)

时间 Time	空气温度 Air temperature /℃	空气相对湿度 Air relative humidity/% rh	土壤相对湿度 Soil relative humidity/% rh	土壤 pH 值 Soil pH	土壤含盐量 Soil salt content/%	风强度 Wind intensity /(m · s ⁻¹)	光照度 Light intensity /(lx)	二氧化碳浓度 CO ₂ content /(mg · m ⁻³)
1:00	17.3	65.3	87.6	5.96	0.18	4.6	10	1260.38
2:00	16.5	65.4	87.5	5.95	0.18	3.9	10	1274.29
3:00	16.4	65.6	87.5	5.95	0.18	3.8	10	1285.63
4:00	16.3	65.7	87.4	5.95	0.18	3.6	20	1310.25
5:00	16.4	66.1	85.9	5.95	0.18	3.2	50	1335.63
6:00	16.8	66.3	84.2	5.95	0.18	2.8	230	1380.26
7:00	17.5	65.2	81.6	5.94	0.18	3.5	1210	1136.58
8:00	18.1	64.4	78.8	5.94	0.18	3.1	2120	1023.25
9:00	19.6	63.6	76.8	5.94	0.18	2.9	4870	856.24
10:00	20.8	62.3	74.8	5.94	0.18	3.3	7680	758.63
11:00	22.1	60.3	72.9	5.93	0.18	4.5	12060	753.29
12:00	23.4	58.5	68.9	5.93	0.18	3.1	13250	686.54
...	...	...	...	...	...	...	...	...
23:00	17.5	64.2	87.7	5.96	0.18	3.2	10	1214.23
24:00	17.4	64.9	87.8	5.96	0.18	3.1	10	1231.25

1.2 GM 模型

GM 是一个经典的预测模型,建模步骤描述如下:

设 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ 为实际水晶梨环境因子序列(空气温度、空气湿度、土壤湿度、土壤 pH 值、土壤含盐量、风强度、光照度、二氧化碳浓度、发生时间等),其中, $x^{(0)}(i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$, 利用水晶梨环境因子序列建立 GM 模型的步骤如下:

第一步:对水晶梨环境因子数据序列 $X^{(0)}$ 作一阶累加生成,结果为:

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (1)$$

其中, $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1), x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), (k = 2, 3, \dots, n)$ 。

第二步:由 $X^{(1)}$ 建立 GM,推导出白化微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b \quad (2)$$

得到的灰微分方程为:

$$x^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = b, k = 2, 3, \dots$$

第三步:利用最小二乘法求参数列 $\phi = [a, b]^T$: $\phi = [B^T B]^{-1} B^T Y$,

其中, $Z^{(1)}(k) = \frac{1}{2} [x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)], Y = (x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n))^T$ 。

第四步:根据初始条件 $\hat{x}(1) = x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$,求得数据序列模型:

$$\hat{x}^{(1)}(k) = (x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}}) e^{-\hat{a}(k-1)} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}}, (k = 2, 3, \dots, n) \quad (3)$$

第五步:根据初始条件 $\hat{x}^{(1)}(1) = x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$,求得数据序列模型:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1), k = 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

$$\text{即 } \hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(k) = (1 - e^{-\hat{a}}) (x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}}) e^{-\hat{a}(k-1)} \quad (5)$$

将 $k = 2, 3, \dots, n$ 代入公式(5),求得初始数据拟合值; $k > n$ 时,求得灰色模型预测值。

1.3 OIVGM 模型

为了提升 GM 的预测精度,本文建立了优化初始值的灰色模型(OIVGM),OIVGM 通过差分方程推导出时间响应式和参数估计,解决了 GM 对于非齐次指数序列建模精度低的弊端,能够降低 GM 的

参数微分方程与差分方程之间的误差。

OIVGM 模型建模步骤如下:

第一步:对水晶梨环境因子数据序列 $X^{(0)}$ 作一阶累加生成,计算一阶累加序列 $X^{(1)}$,

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (6)$$

$$\text{得到 } X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$$

第二步:求解紧邻的均值序列 $Z^{(1)}$

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)) \quad (7)$$

$$\text{得到 } z^{(1)}(k) = 0.5(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)), k = 2, 3, \dots, n$$

第三步:求解矩阵 Y 和矩阵 B

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(1)}(2) \\ x^{(1)}(3) \\ \vdots \\ x^{(1)}(n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$B = \begin{bmatrix} x^{(1)}(1) & 2 & 1 \\ x^{(1)}(2) & 3 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x^{(1)}(n-1) & n & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

第四步:求解模型中的参数 $\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}$

$$[\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \hat{\phi}_3]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y, \hat{a} = \frac{2(1-\hat{\phi}_1)}{1+\hat{\phi}_1}, \hat{b} = \frac{2\hat{\phi}_2}{1+\hat{\phi}_1}, \hat{c} = \frac{2\hat{\phi}_2-4\hat{\phi}_3}{1+\hat{\phi}_1} \quad (10)$$

第五步:求解估计值 $\hat{x}^{(1)}$

$$\hat{x}^{(1)}(k) = x^{(0)}(1) \left(\frac{1-0.5\hat{a}}{1+0.5\hat{a}} \right)^{k-1} + \sum_{i=0}^{k-2} \left[(k-i) \left(\frac{\hat{b}}{1+0.5\hat{a}} + \frac{0.5\hat{b}-\hat{c}}{1+0.5\hat{a}} \right) \left(\frac{1-0.5\hat{a}}{1+0.5\hat{a}} \right)^i \right] \quad (11)$$

第六步:求解估计值 $\hat{x}^{(0)}$

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1) = [x^{(0)}(1) \left(\frac{1-0.5\hat{a}}{1+0.5\hat{a}} - 1 \right) + 2 \left(\frac{\hat{b}}{1+0.5\hat{a}} + \frac{0.5\hat{b}-\hat{c}}{1+0.5\hat{a}} \right) \left(\frac{1-0.5\hat{a}}{1+0.5\hat{a}} \right)^{k-2} + \sum_{i=0}^{k-3} \left(\frac{\hat{b}}{1+0.5\hat{a}} \left(\frac{1-0.5\hat{a}}{1+0.5\hat{a}} \right)^i \right)] \quad (12)$$

1.4 OIVGM-BP 模型

为了对 OIVGM 的误差进行校正,本文将 OIVGM 与 BP 进行组合,建立了 OIVGM-BP。OIVGM-BP 分为 4 层,通过改变连接权重进行学习训练,BP 对 OIVGM 中的预测误差进行不断校正,并对关联度较大的数据进行组合预测,降低了单独使用预测模型各因素权重之间的不利影响,能够使预测值更贴近实际值,预测精度得到进一步提升。

1.4.1 OIVGM-BP 建模 水晶梨环境因子原始数列为 $x_i^{(0)}(t=0,1,2,\cdots,n-1)$, 表示为 $x(t)$, 为了得到新数列 $x_i^{(1)}$, 对 $x(t)$ 进行一次累加操作, 用 $y(t)$ 表示, 用 $z(t)$ 表示最终预测值 $x_i^{*(1)}$ 。则 OIVGM-BP 模型的微分方程表达式为:

$$\frac{dy_1}{dt} + ay_1 = b_1y_2 + b_2y_3 + \cdots + b_{n-1}y_n \quad (13)$$

时间响应式表示为:

$$z(t) = (y_1(0) - \frac{b_1}{a}y_2(t) - \frac{b_2}{a}y_3(t) - \cdots - \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t))e^{-at} + \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \cdots + \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t)$$

$$\text{另 } d = \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \cdots + \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t)$$

则 $z(t)$ 可以转化为:

$$\begin{aligned} z(t) &= ((y_1(0) - d) \frac{e^{-at}}{1+e^{-at}} + d \frac{1}{1+e^{-at}}) (1+e^{-at}) \\ &= ((y_1(0) - d) (1 - \frac{1}{1+e^{-at}}) + d \frac{1}{1+e^{-at}}) (1+e^{-at}) \\ &= ((y_1(0) - d) - y_1(0) \frac{1}{1+e^{-at}}) + 2d \frac{1}{1+e^{-at}} (1+e^{-at}) \end{aligned}$$

预测值用 y_1 表示, 输入参数用 $y_2(t), \cdots, y_n(t)$ 表示, 网络权值用 $w_{21}, w_{22}, \cdots, w_{2n}, w_{31}, w_{32}, \cdots, w_{3n}$ 表示。

$$\text{另 } \frac{2b_1}{a} = u_1, \frac{2b_2}{a} = u_2, \cdots, \frac{2b_{n-1}}{a} = u_{n-1}$$

则得到的网络权值 w_{ij} 和 w_{jk} 为:

$$w_{11} = a, w_{21} = -y_1(0), w_{22} = u_1, w_{23} = u_2, \cdots, w_{2n} = u_{n-1}, w_{31} = w_{32} = \cdots w_{3n} = 1 + e^{-at}$$

第四层输出的阈值可以表示为:

$$\theta = (1 + e^{-at}) (d - y_1(0)) \quad (15)$$

1.4.2 OIVGM-BP 训练步骤 OIVGM-BP 的训练步骤如下:

(1) 建立网络结构。

(2) 计算网络权值, 得到 w_{ij} 和 w_{jk} : $w_{11}, w_{21}, w_{22}, \cdots, w_{2n}, w_{31}, w_{32}, \cdots, w_{3n}$ 。

(3) 计算输出, $(t, y(t)), t=1, 2, \cdots, n$ 。

第一层: $a = w_{11}t$

$$\text{第二层: } b = f(w_{11}t) = \frac{1}{1+e^{-w_{11}t}}$$

第三层: $c_1 = bw_{21}, c_2 = y_2(t)bw_{22}, c_3 = y_3(t)bw_{23},$

$\cdots, c_n = y_n(t)bw_{2n}$

第四层: $d = w_{31}c_1 + w_{32}c_2 + \cdots + w_{3n}c_n - \theta_{y1}$

(4) 校正预测误差。

第四层误差: $\delta = d - y_1(t)$

第三层误差: $\delta_1 = \delta(1 + e^{-w_{11}t}), \delta_2 = \delta(1 + e^{-w_{11}t}),$

$$\cdots, \delta_n = \delta(1 + e^{-w_{11}t}) \quad (16)$$

$$\text{第二层误差: } \delta_{n+1} = \frac{1}{1+e^{-w_{11}t}} (1 - \frac{1}{1+e^{-w_{11}t}}) (w_{21}\delta_1 +$$

$$w_{22}\delta_2 + \cdots + w_{2n}\delta_n) \quad (17)$$

根据预测误差调整第一层到第二层的连接权值: $w_{11} = w_{11} + at\delta_{n+1}$

根据预测误差调整阈值: $\theta = (1 + e^{-w_{11}t}) (\frac{w_{22}}{2}y_2$

$$(t) + \frac{w_{23}}{2}y_3(t) + \cdots + \frac{w_{2n}}{2}y_n(t) - y_1(0)) \quad (18)$$

(5) 判断网络拟合度是否达到预期值, 若没有达到, 返回第(3)步, 直到网络拟合度达到预期值。

1.5 模型评价指标

为了模型的预测精度、预测准确率、预测稳定性等性能, 本文采用均方根误差 (root mean squared error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 3 种评价指标对水晶梨病虫害预测模型进行评估, 具体计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (19)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (20)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (21)$$

其中, y_i 表示水晶梨病虫害发生的真实值, $\hat{y}_i$ 表示水晶梨病虫害发生的预测值, N 表示样本数量。

2 结果与分析

本文对水晶梨进行病虫害预测试验, 预测的病虫害包括梨锈病、白粉病、腐烂病、梨黄粉蚜、梨二叉蚜、梨木虱。将建立的 OIVGM-BP 与线性回归模型 (LRM)、灰色模型 (GM)、时间序列模型 (TSM)、BP 神经网络模型 (BP) 等 4 种常见的病虫害预测模型进行比较分析。实验机器配置为: RAM: 16G, CPU: Intel(R) Core(TM) i7-9700 CPU@ 3.00 GHz 3.00 GHz。操作系统: Windows 7 旗舰版。

2.1 模型平稳性检验

利用 OIVGM-BP 对水晶梨病虫害进行预测时首先要进行模型的平稳性检验以确保 OIVGM-BP 能够进行正常的预测。使用 Eviews 9.0 软件、采用单位根检验法进行平稳性检验。经过检验可得出：原序列的 T 统计量为 -1.712396 ， 5% 临界值为 -2.878073 ， T 统计量大于 5% 临界值，数据序列不平稳；一阶差分处理后， T 统计量为 -5.487654 ， 5% 临界值为 -2.878073 ， T 统计量小于 5% 临界值，说明数据序列平稳，OIVGM-BP 可以对水晶梨病虫害

进行正常预测。

2.2 模型白噪声检验

使用 Eviews 9.0 软件、采用白噪声检验法检验 OIVGM-BP 的适应性。观察表 2 中结果，OIVGM-BP 的残差的 P 值从第二阶开始，分别为 0.554 、 0.321 、 0.442 、 0.578 、 0.586 、 0.545 、 0.652 、 0.708 、 0.653 、 0.498 、 0.286 、 0.074 、 0.075 、 0.124 、 0.125 、 0.148 、 0.175 、 0.231 、 0.204 ，均大于 0.05 ，说明 OIVGM-BP 的适应性较好，各阶均通过了白噪声检验，OIVGM-BP 可以对水晶梨病虫害进行正常预测。

表 2 OIVGM-BP 白噪声检验
Table 2 OIVGM-BP white noise test

Q -统计量 Q -statistics	偏相关系数 PAC Partial correlation coefficient	自相关系数 AC Autocorrelation coefficient	P 值 P value	Q -统计量 Q -statistics	偏相关系数 PAC Partial correlation coefficient	自相关系数 AC Autocorrelation coefficient	P 值 P value
0.1658	0.036	0.036		9.5862	0.153	0.138	0.498
0.3476	-0.039	-0.038	0.554	13.3522	-0.186	-0.139	0.286
2.2327	-0.123	-0.125	0.321	20.7253	-0.221	-0.241	0.074
2.2653	0.065	0.056	0.442	20.7561	-0.085	-0.063	0.075
2.7524	0.018	0.028	0.578	21.0364	-0.067	0.048	0.124
3.6231	0.069	0.079	0.586	21.1289	-0.052	0.023	0.125
4.8953	0.115	0.108	0.545	21.5687	0.043	0.029	0.148
5.1216	0.017	0.018	0.652	22.1258	0.075	0.045	0.175
5.3625	0.085	0.052	0.708	21.5693	0.175	0.068	0.231
6.7458	0.125	0.101	0.653	23.7856	0.007	-0.085	0.204

2.3 模型性能评价

采用 RMSE、MAE、MAPE 3 种方法，对 LRM、GM、TSM、BP、OIVGM-BP 5 种病虫害预测模型性能进行评价。由表 3 可知：OIVGM-BP 的 RMSE 值比 LRM、GM、TSM、BP 4 种模型分别降低了 38.65% 、 20.06% 、 50.04% 、 37.28% ，在 5 种模型中 RMSE 达到最小值，说明 OIVGM-BP 预测的离散程度最小，预测值相对稳定；OIVGM-BP 的 MAE 值比 LRM、GM、TSM、BP 4 种模型分别降低了 52.43% 、 23.47% 、 57.06% 、 46.40% ，说明 OIVGM-BP 的预测误差最小，精度最高；OIVGM-BP 的 MAPE 值比 LRM、GM、TSM、BP 4 种模型分别降低了 47.83% 、 19.40% 、 52.63% 、 39.33% ，说明 OIVGM-BP 的病虫害预测误差最小，鲁棒性最好。通过 5 种预测模型的 RMSE、MAE、MAPE 3 种性能评价指标的综合分析可以得出结论：OIVGM-BP 能够更好地挖掘水晶梨生长的环境因子与病虫害发生之间的关系，使得预测值更加贴近实际值，能够更好地为水晶梨病虫害防控工作起到技术支撑作用。

表 3 不同预测模型性能评价
Table 3 Performance evaluation of the
different prediction models

模型 Model	RMSE	MAE	MAPE
LRM	0.916	0.658	0.0207
GM	0.703	0.409	0.0134
TSM	1.125	0.729	0.0228
BP	0.896	0.584	0.0178
OIVGM-BP	0.562	0.313	0.0108

LRM：线性回归模型；GM：灰色模型；TSM：时间序列模型；BP：BP 神经网络模型；OIVGM-BP：优化初始值的灰色 BP 神经网络预测组合模型；RMSE：均方根误差；MAE：平均绝对误差；MAPE：平均绝对百分比误差。

LRM：Linear regression model；GM：Grey model；TSM：Time sequence model；BP：BP neural network model；OIVGM-BP：Grey BP neural network prediction combination model for optimizing initial value；RMSE：Root mean squared error；MAE：Mean absolute error；MAPE：Mean absolute percentage error。

2.4 模型预测准确率比较分析

为了验证 OIVGM-BP 对水晶梨病虫害的预测效果，取 8000 组水晶梨环境因子原始数据进行实验，将 8000 组数据平均分为 10 份，即每份 800 组数据，拿出 9 份数据进行模型训练，1 份数据作为预测数据，准确率计算结果见表 4。

由表 4 可知,病虫害中首次发现的是梨锈病,第一次出现时间是在 2017 年 4 月 6 日,病叶率达 8.59%。LRM、GM、TSM、BP、OIVGM-BP 5 种模型对梨锈病、白粉病、腐烂病、梨黄粉蚜、梨二叉蚜、梨木虱 6 种病虫害的预测准确率的平均值分别为

70.81%、70.09%、69.74%、65.64%、83.01%。从数据来看,OIVGM-BP 的预测准确率相对 LRM、GM、TSM、BP 4 种模型分别提升了 17.23%、18.43%、19.03%、26.46%,说明 OIVGM-BP 在设计过程中对误差的不断校正处理效果比较显著。

表 4 不同预测模型对水晶梨病虫害预测准确率比较
Table 4 Comparison of prediction accuracy of diseases and insect pests of crystal pear with different prediction models

预测模型 Prediction model	预测准确率 Prediction accuracy						平均值 Mean
	梨锈病 Pear rust	白粉病 Powdery Mildew	腐烂病 Alsa canker	梨黄粉蚜 <i>Aphanostigma jakusuiense</i>	梨二叉蚜 <i>Schizaphis piricola</i>	梨木虱 <i>Psylla chinensis</i>	
LRM	70.83	72.15	69.65	71.85	68.39	71.96	70.81
GM	68.36	66.84	72.59	71.68	72.69	68.35	70.09
TSM	72.53	71.65	70.25	68.36	69.67	65.96	69.74
BP	59.68	69.65	70.86	68.69	65.29	59.66	65.64
OIVGM-BP	85.63	80.26	84.36	82.68	80.95	84.16	83.01

LRM:线性回归模型;GM:灰色模型;TSM:时间序列模型;BP:BP 神经网络模型;OIVGM-BP:优化初始值的灰色 BP 神经网络预测组合模型。
LRM: Linear regression model; GM: Grey model; TSM: Time sequence model; BP: BP neural network model; OIVGM-BP: Grey BP neural network prediction combination model for optimizing initial value.

2.5 水晶梨生产预测效果分析

为了验证 OIVGM-BP 在水晶梨生产中的预测效果,在上海市松江区水晶梨园区利用农业物联网设备采集的水晶梨生长环境因子数据对梨锈病进行了实时预测并进行了数据统计,如图 1 所示。
由图 1 可知,2021 年 3 月 5 日—4 月 28 日,水

晶梨发生了不同程度的梨锈病,利用 LRM、GM、TSM、BP、OIVGM-BP 5 种模型分别对梨锈病的发病率进行了预测,从预测效果来看,OIVGM-BP 的预测值更加贴近梨锈病发病率实际值,说明本文建立的 OIVGM-BP 具有较好的特征学习能力,能够较精准地预测水晶梨病虫害,更好地指导农业生产。

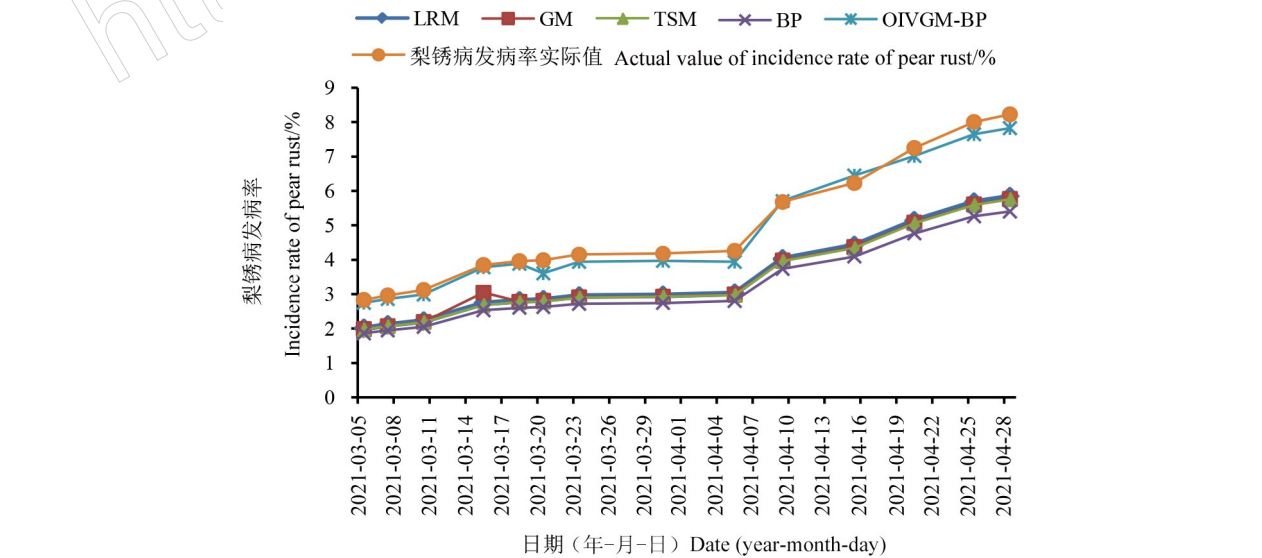


图 1 梨锈病发病率实时预测数据统计
Fig.1 Statistics of incidence rate of pear rust in real time

3 讨论与结论

线性回归模型、时间序列模型、经验模型、灰色模型、神经网络模型等是一些经典的农作物病虫害预测模型(苏鸿等,2020;尹凤玲等,2021;Chen *et al.*, 2020; Shu *et al.*, 2020; Trikudanathan *et al.*, 2020),这些模型虽然使用频繁但是局限性较大。线性回归模型比较经典实用,但建模过程有一定难度且对历史数据作用考虑较少,预测精度还有待提升(周梦雨和田茂再,2021;Simoneaux,2020);时间序列模型所需数据量较大,所考虑的因素较多,建模过程复杂(陈慕亚等,2020;吴仁彪等,2021);经验模型简单实用,但模型的适用范围受到较多限制(冯起等,2020;Zhou *et al.*, 2021);灰色模型非常经典,但数据之间的非线性关系受到很大限制,无法准确判断(高媛媛和魏勇,2020);神经网络模型以各时间段的环境因子作为输入值,可以对未来病虫害发生概率进行预测,但该模型对于数据要求较高,当数据量不足时无法得出预测结论,受到较多的限制(李欢等,2021;Byeon, 2020; Sun *et al.*, 2021)。通过研究分析,线性回归模型、时间序列模型、经验模型、灰色模型、神经网络模型等虽然经典和常用,但是还存在一定局限性,对于水晶梨病虫害预测还不够适用和准确。

本文在灰色模型的基础上通过差分方程推出时间响应式和参数估计,建立了 OIVGM,将 OIVGM 与 BP 进行组合,建立了 OIVGM-BP。OIVGM-BP 分为 4 层,通过改变连接权重进行学习训练,BP 对 OIVGM 中的预测误差进行不断校正,实现了预测模型的优化与处理,进一步提升了水晶梨病虫害的预测精度,能够有效地提升水晶梨的生产效率。

本文对 OIVGM-BP 进行了系列试验和数据分析,试验结果显示:OIVGM-BP 的 RMSE 值、MAE 值、MAPE 值比 LRM、GM、TSM、BP 4 种模型有着不同程度降低,说明 OIVGM-BP 能够更好地挖掘水晶梨生长的环境因子与病虫害发生之间的关系,使得预测值更加贴近实际值;OIVGM-BP 的预测准确率相对 LRM、GM、TSM、BP 4 种模型有着不同程度的提升,说明 OIVGM-BP 在设计过程中对误差的不断校正处理效果比较显著;OIVGM-BP 的预测值更加贴近实际值,说明 OIVGM-BP 具有较好的特征学习能力。综上,OIVGM-BP 的数据序列平稳、预测精

度更高,能够有效地预测水晶梨病虫害。

水晶梨病虫害防治工作非常重要也比较复杂,将直接影响到水晶梨的产量和品质,下一步将继续对水晶梨病虫害预测模型进行深入研究,不断优化和提升水晶梨病虫害预测模型的预测准确率和预测精度。

参考文献

- 曹雪慧,赵宇婷,王甄妮,赵东宇,朱丹实,吕长鑫,2020. 8个梨品种非浓缩还原汁的特性分析. 食品研究与开发, 41(12): 26-29.
- 陈慕亚,刘康,张红娟,张越,2020. 基于太白山南坡巴山冷杉 NPP 动态变化的时间序列模型预测效果对比. 植物科学学报, 6(3): 323-334.
- 冯广,孔立斌,石鸣鸣,贺敏慧,何雅萱,2020. 基于 Inception 与 Residual 组合网络的农作物病虫害识别. 广东工业大学学报, 37(3): 17-22.
- 冯起,刘贤德,李伟,2020. 三种经验模型模拟荒漠河岸桉柳叶片气孔导度. 生态学报, 40(10): 86-94.
- 高媛媛,魏勇,2020. 灰色模型背景值优化的一种新方法. 统计与决策, 47(7): 23-28.
- 黄冲,刘万才,张剑,李吉环,徐元宁,李云龙,2020. 推进农作物病虫害精准测报的探索与实践. 中国植保导刊, 5(7): 47-50.
- 姜敏,沈一鸣,张敬尧,饶元,董伟,2019. 基于深度学习的水稻病虫害诊断方法研究. 洛阳理工学院学报(自然科学版), 29(4): 78-83.
- 李欢,田芳明,谭峰,朱培培,2021. 基于 MEA-LM-BP 神经网络的棚室温度预测模型研究. 农机化研究, 51(6): 55-62.
- 李佳懿,2020. 外界因素对农作物品质的影响研究. 农业科技与装备, 29(3): 83-84.
- 庞轶舒,周斌,祝从文,秦宁生,杨严,2021. 西南夏季降水多因子降维客观预测方法研究. 大气科学, 45(3): 1-16.
- 蒲秀夫,宁芊,雷印杰,陈炳才,2020. 基于二值化卷积神经网络的农业病虫害识别. 中国农机化学报, 12(2): 183-188.
- 苏鸿,温国泉,谢玮,韦晔,王筱东,2020. 基于区域卷积神经网络模型的广西柑橘病虫害识别方法研究. 西南农业学报, 33(4): 131-136.
- 王冬雪,陈桂芬,李英伦,史树森,2019. 基于 GA-RBF 融合算法的玉米病虫害产量损失预测研究. 江苏农业科学 47(9): 263-266.
- 吴仁彪,赵娅倩,屈景怡,高爱国,陈文秀,2021. 基于 CBAM-Condense Net 的航班延误波及预测模型. 电子与信息学报, 43(1): 187-195.

- 杨大可, 2020. 带动农户种梨致富. 中国农民合作社, 128(1): 14–15.
- 尹凤玲, 蒋长胜, 姜丛, 2021. 年尺度地震预测模型的国际研究现状. 地球与行星物理论评, 52(1): 59–65.
- 周梦雨, 田茂再, 2021. 基于嵌套结构的分层线性回归模型的统计推断. 统计学与应用, 10(1): 10–15.
- BYEON H, 2020. Development of a depression in Parkinson's disease prediction model using machine learning. *World Journal of Psychiatry*, 10(10): 234–244.
- CARRA B, PASA M S, ABREU E S, 2021. Plant growth regulators to increase fruit set and yield of 'Rocha' pear trees in southern Brazil. *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, 93(3): 28–35.
- CHEN C, LIU X M, QIU T, SANGAIAH A K, 2020. A short-term traffic prediction model in the vehicular cyber-physical systems. *Future Generation Computer Systems*, 105: 894–903.
- CHEN X, LI L, FAN X, 2019. Farmland pest prediction algorithm based on neural network and evidence theory. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 18(3): 28–33.
- GUAN L, ZHANG J, GENG C, 2021. Diagnosis of fruit tree diseases and pests based on agricultural knowledge graph. *Journal of Physics: Conference Series*, 65(4): 42–52.
- JI A B, CHENG Z, WANG Q, ZHANG S, WEI H, ZHU L, 2021. Characterization of the composition and gene expression involved the shikimate pathway in the exocarp of 'Dangshan-suli' pear and its russet mutant. *Horticulture, Environment, and Biotechnology*, 62(1): 125–134.
- NAKAI M, WATANABE M, KOKUBO Y, NISHIMURA K, MIYAMOTO Y, 2021. Development of a cardiovascular disease risk prediction model using the suita study, a population-based prospective cohort study in Japan. *Journal of Atherosclerosis and Thrombosis*, 28(3): 304–310.
- SHU G Q, HUO X, TIAN H, SUN R, CAI J W, 2020. A lower flammability limit prediction model of alkane-CO₂ mixtures based on flame phenomenon simulation. *Science China (Technological Sciences)*, 63(6): 131–143.
- SIMONEAUX R, 2020. Researchers develop genome-derived tumor prediction model. *Oncology Times*, 42(5): 30–31.
- SUN R, ZHOU J Y, YU D, 2021. Nondestructive prediction model of internal hardness attribute of fig fruit using NIR spectroscopy and RF. *Multimedia Tools and Applications*, 42(16): 1–8.
- TRIKUDANATHAN G, DIRWEESH A, CHOO C, LI Y, FREEMAN M, 2020. Sa1356 need for intervention in necrotizing pancreatitis — a prediction model based on a single center experience in 525 patients. *Gastroenterology*, 158(6): 329–330.
- ZHOU Y, CHEN X, ZHAO H, WU M, LIU H, 2021. A novel rate of penetration prediction model with identified condition for the complex geological drilling process. *Journal of Process Control*, 100(4): 30–40.

(责任编辑:郭莹)