

北京地区秋季日光温室黄瓜白粉病 预测的贝叶斯网络模型研究

魏少伟^{1,2}, 任爱新², 赵靖暄², 杨信廷², 李明^{1,2}, 刘慧英¹

(1. 特色果蔬栽培生理与种质资源利用兵团重点实验室·石河子大学农学院 新疆石河子 832003;
2. 农产品质量安全追溯技术及应用国家工程实验室·北京市农林科学院信息技术研究中心·国家农业信息化工程技术研究中心·中国气象局-农业农村部都市农业气象服务中心 北京 100097)

摘要: 为了准确预测日光温室黄瓜白粉病的发生, 以日光温室水果黄瓜为试验材料, 于2020年9—11月在北京市不同方位的4个日光温室, 运用无线网络环境监测系统对日光温室黄瓜的生长环境(空气温度、相对湿度、光照强度)进行了实时动态监测, 并同步进行白粉病流行调查。采用贝叶斯网络模型建立日光温室黄瓜白粉病预测模型, 预测黄瓜白粉病是否发病, 并与田间观测的实际发病情况进行比较。结果表明, 模型在4个温室和整体预测发生准确度 ACC(Accuracy)分别为 0.95、0.92、0.91、0.87、0.87, 约登指数 J(Youden Index)分别为 0.90、0.86、0.84、0.70、0.74。表明模型在预测整体和各个温室效果较好, 具有良好的普适性, 可为实际生产中黄瓜白粉病预测提供参考。

关键词: 黄瓜; 白粉病; 贝叶斯网络; 预测模型

中图分类号: S642.2 文献标志码: A 文章编号: 1673-2871(2022)02-020-08

Prediction of cucumber powdery mildew in autumn solar greenhouse in Beijing based on Bayesian network model

WEI Shaowei^{1,2}, REN Aixin², ZHAO Jingxuan², YANG Xinting², LI Ming^{1,2}, LIU Huiying¹

(1. Key Laboratory of Cultivation Physiology and Germplasm Resources Utilization of Featured Fruits and Vegetables of Xinjiang Production and Construction Corps/College of Agriculture, Shihezi University, Shihezi 832003, Xinjiang, China; 2. National Engineering Laboratory for Quality and Safety Traceability Technology and Application of Agricultural Products/Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences/National Engineering Research Center of Information Technology in Agriculture/Meteorological Service Center of Urban Agriculture, China Meteorological Administration-Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100097, China)

Abstract: To accurately predict the occurrence of cucumber powdery mildew in solar greenhouse, four solar greenhouses were chosen in Beijing from September to November 2020, using the wireless network environmental monitoring system and real-time dynamic monitoring to collect cucumber growth environment (air temperature, humidity, light intensity) and powdery mildew data. A forecast model of cucumber powdery mildew in solar greenhouse was developed using the Bayesian network model, the incidence of cucumber powdery mildew predicted was and compared with field observation. The model performed well in four greenhouses with the accuracy ACC= 0.95, 0.92, 0.91, 0.87, 0.87, and the Youden Index J=0.90, 0.86, 0.84, 0.70, 0.74; The results showed that the model had a good prediction at all greenhouse and each greenhouse level, and could provide a guide for powdery mildew management in the actual production.

Key words: Cucumber; Powdery mildew; Bayesian network; Prediction model

白粉病 (*Erysiphe cucurbitacearum* Zheng & Chen) 是瓜类生产上的重要病害, 在我国各地保护和陆地的多种瓜菜上普遍发生^[1]。一般在黄瓜生长中、后期病情发展传播迅速, 会导致大量减产, 造

成较为严重的经济损失^[2]。若不及时防治会造成整株被白粉病层覆盖, 不仅会降低植株的光合效率, 还会导致整株枯萎和植株过早衰老, 严重影响黄瓜的品质和产量^[3]。病害的早期预防及防治对病害的

收稿日期: 2020-12-31; 修回日期: 2021-04-08

基金项目: 北京市农林科学院农业科技示范推广项目(2020305、2020306); 国家自然科学基金青年科学基金项目(31401683); 国家重点研发计划政府间国际科技创新合作重点专项(2017YFE0122503)

作者简介: 魏少伟, 男, 在读硕士研究生, 主要从事温室黄瓜病害预警模型研究。Email: wsw062623@163.com

通信作者: 刘慧英, 女, 教授, 主要从事设施蔬菜生长发育调控与蔬菜抗逆生理研究。Email: hyluok@aliyun.com

发生及控制极其关键,因此在病害发生之前对黄瓜白粉病进行准确快速的预测具有重要意义。

黄瓜白粉病流行趋势主要受寄主、气候条件、病原三方面的因素影响^[4]。其中,温度^[5]、光照^[6]和湿度^[7]是影响该病害流行的重要因素。基于这些影响因素,植保专家和学者结合多年的田间生产经验总结和建立了多种黄瓜白粉病的田间预测预报方法,如卷积神经网络^[8]、逐步回归法^[9]、图像识别^[10]、物联网技术^[11]等。徐宁^[9]通过人工接种和模拟高温高湿环境的方法研究了黄瓜白粉病的发生和流行趋势,采用回归分析,建立黄瓜白粉病始病期与流行程度预测,结果表明效果模型较好。李磊福等^[12]采用逐步回归分析法构建温室甜瓜白粉病的流行预测模型。结果表明,该模型具有很强的实用价值。尹哲等^[13]采用回归分析技术,建立了温室大棚中黄瓜白粉病流行趋势(病情指数)与湿度、温度间关系的预测模型,结果表明模型预测效果比较好。

针对黄瓜白粉病的预测大多采用多元回归等方法,但是这些方法无法揭示变量之间的因果关系,甚至不能进行推理验证。而贝叶斯网络却可以反映变量之间的因果关系,还能进行推理^[14],并且在解决问题方面具有明确、直观等优点,已成为各界学者的研究热点,在农牧业领域研究比较多,包括农产品质量安全预测^[15]、农业环境分析^[16]、大田作物病害预测^[17-18]以及农业工程中的故障诊断^[19]等;迄今,在包括小麦^[20]、番茄^[21]、葡萄^[22]等多种植物上,已经成功建立了白粉病的贝叶斯网络预测模型,均在白粉病的预测预报方面取得了超越传统方法的良好效果。然而,通过贝叶斯网络建模来预测温室黄瓜白粉病的发生情况尚未见报道。因此,笔者以温室黄瓜种植期间的环境和病害发生情况数据作为样本,采用贝叶斯网络建模技术,建立了温室黄瓜白粉病预测贝叶斯网络模型,为病害预防奠定基础。

1 材料与方法

1.1 材料

供试黄瓜品种:京研迷你2号水果黄瓜,属于中抗白粉病,由国家蔬菜工程技术研究中心提供。仪器:温室小气候监测点(Enviro monitor, Davis instruments, Hayward, California, USA), Enviro Monitor 无线网络环境监测系统(美国 Davis Instruments)。

1.2 温室黄瓜定植

试验于2020年9—11月在北京市昌平区小汤山国家精准农业试验基地(5号)温室、海淀区首农庄园(9号)温室、房山区弘科农场日光(6号)温室、大兴区裕农公司(7号)温室内中进行,温室由聚乙烯薄膜覆盖,东西延长坐北朝南。于9月定植,并建立生产档案,如实记录灌溉、施肥、夜间通风等栽培管理措施。

1.3 温室黄瓜白粉病调查

调查采用五点取样法,沿对角线选取5个调查样点,每个样点标记12株,发病前每隔2d观察1次,待发现白粉病粉层后每隔4~5d观察1次,统计发病情况并根据GB/T 17980.26—2000对病害严重程度进行分级和记录。所有温室黄瓜植株的白粉病病情指数 $\geq 5\%$ 时结束调查。

发病程度以病情指数表示,病情指数计算公式为:

$$\text{病情指数} = \frac{\sum (\text{各级病叶数} \times \text{相对代表值})}{\text{调查总叶数} \times 9} \times 100\% \quad (1)$$

黄瓜白粉病分级标准如下^[2]:

0级:无病斑;1级:病斑面积占整个叶面积5%及以下;3级:病斑面积占整个叶面积6%~10%;5级:病斑面积占整个叶面积11%~25%;7级:病斑面积占整个叶面积26%~50%;9级:病斑面积占整个叶面积51%及以上。

笔者调查小汤山基地、弘科农场、首农庄园、裕农公司白粉病发病情况,待发现白粉病粉层到病害调查结束共调查4次,根据调查情况进行病情指数计算,所得病情指数为9.90%、8.37%、9.07%、7.12%,结束调查,并及时进行防治。

1.4 温室环境数据采集

为了采集温室气温、相对湿度、太阳辐射强度和地温等环境数据,在温室病害调查点安装温室小气候监测节点(Enviro monitor, Davis instruments, Hayward, California, USA)。仪器采用 Enviro Monitor 无线网络环境监测系统(美国 Davis Instruments),温室内仪器设置记录数据时间间隔均为15min,每15min对温室内的气温、相对湿度、太阳辐射强度和地温等数据实时观测并储存,数据通过设备上的无线传输模块和手动下载相结合来收集。

1.5 模型驱动因子的筛选

不同黄瓜品种在抗病原菌侵入方面差异不显著,而在病害扩展速度上有显著差异,所以品种抗性不作为预测模型的驱动因子,选用温度、湿度作

为预测模型的驱动因子^[23]。此外,太阳辐射强度和地温也是黄瓜白粉病发生的影响因素。因此,选择气温、相对湿度、太阳辐射强度和土壤温度作为模型的驱动因子。

1.6 模型评价

笔者在本试验中采用国际上广泛使用的模型检验方法: R^2 (决定系数)计算模型的拟合度,均方误差 MSE (Mean squared error) 评估模型的精度来描述试验样本。均方根误差 RMSE (Root mean squared error) 对预测值与实际值之间的符合度进行统计分析,用准确度 ACC (Accuracy, 公式(2)) 和约登指数 J (Youden Index, 公式(3)) 来评价,其中 TP (True positive) 是真阳性比例, FN (False negative) 是假阴性比例, FP (False positive) 是假阳性比例, TN (True negative) 是真阴性比例^[24]。

$$ACC = \frac{TP \pm TN}{TP \pm FN \pm FP \pm TN}; \quad (2)$$

$$J = TP - FP. \quad (3)$$

1.7 数据分析

贝叶斯网络建模采用 Python 3.7 和 PyCharm 2019.3 软件, Micro-soft Excel 2019 软件进行数据整理分析。

2 结果与分析

2.1 黄瓜白粉病预测模型构建

2.1.1 模型选取和变量定义 将黄瓜白粉病是否发生作为因变量,空气温度、空气相对湿度、土壤温度、太阳辐射强度作为自变量,进行模型分析。黄瓜白粉病是否发生的分析属于二分类因变量的分析,本试验中选择贝叶斯网络模型进行分析。由于变量参数的记录值数量范围不一致,因此首先对原始数据进行标准化处理(表1)。

表1 变量设置

变量名称	符号	变量取值和分类描述	均值	标准差
温度 ^[25]	Temp	0(小于 20 °C)、1(大于 20 °C)	21.22	5.29
相对湿度 ^[26]	Hum	0(小于 45%或大于 95%)、1(45%~95%)	68.75	19.16
太阳辐射强度 ^[27]	SR	0(小于 115 W·m ⁻²)、1(大于 115 W·m ⁻²)	71.41	130.27
土壤温度	ST	0(小于 20 °C)、1(大于 20 °C)	22.34	2.34
病害发生	Disease	0 不发生、1 发生		

2.1.2 数据的选取及相关分析 选取 2020 年 9—11 月小汤山基地、首农庄园、弘科农场、裕农公司各温室内定植 1 周后至发病前 5 个监测点的环境数

据,将传感器每 15 min 采集一次数据的环境数据通过计算处理成每 1 h 试验数据共 7560 次数据,将 80%的数据作为训练样本,20%的数据作为测试样本。采用 Pearson 相关分析方法对数据进行分析,分析各变量之间的相关程度并确定任意两个变量之间是否存在边,在贝叶斯网络图中,边代表了两个变量之间具有关联性。根据表 2 的结果并结合病害发生规律,按相关系数从大到小的顺序给边定向,如果在网络中出现环,舍弃相关性比较小的两个变量之间的边^[28]。

表2 各变量之间的皮尔逊相关系数

变量	Temp	Hum	SR	ST	Disease
Temp	1.000	-0.762	0.652	0.449	0.380
Hum	-0.762	1.000	-0.550	-0.261	0.214
SR	0.652	-0.550	1.000	0.200	-0.003
ST	0.449	-0.261	0.200	1.000	0.300
Disease	0.380	0.214	-0.003	0.300	1.000

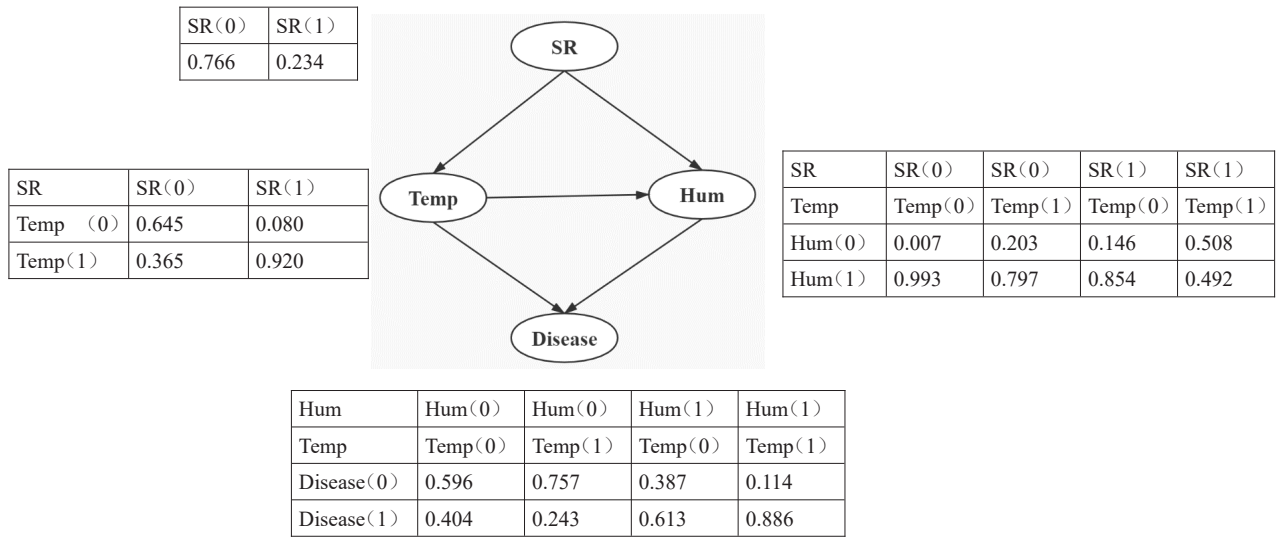
2.1.3 贝叶斯网络结构学习 本试验中利用节点间的因果关系,采用爬山搜索算法计算每个节点元素的条件独立性,确定初始贝叶斯网络结构,然后利用 MDL (minimum definition length) 评分爬山搜索算法对贝叶斯网络进行全局优化。为了消除模型学习中的“过拟合”问题,采用十折交叉验证的方法来学习贝叶斯网络结构,然后得到 MDL 评分估计值最高的网络结构作为最终的贝叶斯网络结构^[29](如图 1 所示)。

2.1.4 贝叶斯网络参数学习 贝叶斯网络学习参数是在已知贝叶斯网络结构的基础上,根据数据对网络中各个节点变量进行概率计算。贝叶斯估计和极大似然估计是目前参数学习的主要方法^[29]。笔者利用频数法^[30]的方法建立 BN (Bayesian network) 各节点变量的概率表(CPT)。如图 1 所示,本文中用 SR 表示太阳辐射强度,Temp 表示温度, Hum 表示相对湿度; Disease 表示黄瓜白粉病发病状态。例如,图 1 中的太阳辐射强度没有父节点,那么它的边缘概率就等于太阳辐射强度大于 115 W·m⁻² 的次数除以总数据数。

$$P(SR=1) = \frac{\sum(SR=1)}{\sum(SR)} = 0.234. \quad (4)$$

这样, $P(SR=0) = 1 - P(SR=1) = 1 - 0.234 = 0.766$ 。

而对于节点 Disease 黄瓜白粉病发病状态,其父节点为空气温度和相对湿度情况,那么它的条件概率:



注:SR表示光照度,Temp表示空气温度,Hum表示相对湿度;Disease表示黄瓜白粉病发病状态:发病为1,未发病为0。

图1 贝叶斯网络结构

$$P(\text{Disease} = 1 | \text{Temp} = 1, \text{Hum} = 1) = \frac{\sum (\text{Disease} = 1 | \text{Temp} = 1, \text{Hum} = 1)}{\sum (\text{Temp} = 1, \text{Hum} = 1)} = 0.886 \quad (5)$$

同理可计算出其他节点的概率表(图1)。

2.1.5 贝叶斯网络推理 贝叶斯网络推理是利用已知节点的贝叶斯公式来求解其他节点的条件似然性。推理方法可分为两类:精确推理和近似推理^[30]。图1是1个黄瓜白粉病病害贝叶斯网络模型,包含4个节点变量,每个节点有2个状态(0或1)。表3是节点SR的先验概率表,表4、表5、表6是节点Temp、Hum、Disease的条件概率表。利用这个模型可以推算出给定证据下任何节点的概率,其基本原理是贝叶斯理论。例如,如果知道节点Temp发生,即Temp=1,要计算节点SR的概率,因为节点Temp和SR相关,根据贝叶斯公式计算条件概率

$$P(\text{SR} | \text{Temp}) = \frac{P(\text{Temp} | \text{SR}) P(\text{SR})}{P(\text{Temp})} \quad (6)$$

从表3和表4知道 $P(\text{SR})=0.234$ 和 $P(\text{Temp} | \text{SR})=0.920$,所以公式(6)的分子等于0.215,其分母是边界概率 $P(\text{Temp})$,由于节点Temp只和节点SR有关系,所以有

$$P(\text{Temp} = 1) = P(\text{Temp} = 1 | \text{SR} = 1) P(\text{SR} = 1) + P(\text{Temp} = 1 | \text{SR} = 0) P(\text{SR} = 0) = 0.276, \text{ 则 } P(\text{Temp} = 0) = 0.724.$$

将值 $P(\text{Temp} = 1) = 0.276$ 代入式(6)得到

$$P(\text{SR} | \text{Temp}) = 0.779.$$

根据全概率公式(7)计算得出 $P(\text{Hum} = 1) = 0.338$,则 $P(\text{Hum} = 0) = 0.662$ 。

$$\begin{aligned} P(\text{Hum} = 1) &= P(\text{Hum} = 1 | \text{Temp} = 1, \text{SR} = 1) P(\text{Temp} = 1) P(\text{SR} = 1) \\ &+ P(\text{Hum} = 1 | \text{Temp} = 1, \text{SR} = 0) P(\text{Temp} = 1) P(\text{SR} = 0) \\ &+ P(\text{Hum} = 1 | \text{Temp} = 0, \text{SR} = 1) P(\text{Temp} = 0) P(\text{SR} = 1) \\ &+ P(\text{Hum} = 1 | \text{Temp} = 0, \text{SR} = 0) P(\text{Temp} = 0) P(\text{SR} = 0) \end{aligned} \quad (7)$$

计算节点Disease的概率,由于节点Disease和节点Temp、Hum相关,根据全概率公式(8)得出 $P(\text{Disease} = 1) = 0.694$ 。

$$\begin{aligned} P(\text{Disease} = 1) &= P(\text{Disease} = 1 | \text{Temp} = 1, \text{Hum} = 1) P(\text{Temp} = 1) P(\text{Hum} = 1) \\ &+ P(\text{Disease} = 1 | \text{Temp} = 1, \text{Hum} = 0) P(\text{Temp} = 1) P(\text{Hum} = 0) \\ &+ P(\text{Disease} = 1 | \text{Temp} = 0, \text{Hum} = 1) P(\text{Temp} = 0) P(\text{Hum} = 1) \\ &+ P(\text{Disease} = 1 | \text{Temp} = 0, \text{Hum} = 0) P(\text{Temp} = 0) P(\text{Hum} = 0) \end{aligned} \quad (8)$$

$$P(\text{Temp} | \text{Disease}) = \frac{P(\text{Disease} | \text{Temp}) P(\text{Temp})}{P(\text{Disease})} \quad (9)$$

根据公式(9),当病害发生,则满足病害发生的温度概率为0.449。

根据公式(10),病害发生,则满足病害发生的相对湿度概率为0.730。

$$P(\text{HumDisease}) = \frac{P(\text{Disease}|\text{Hum}) P(\text{Hum})}{P(\text{Disease})} \quad (10)$$

贝叶斯网络可以进行双向推理,既可以从结果推理原因也可以从原因推理结果。例如可以从模型结构概率表进行推理,当温度、湿度在满足什么条件下,病害发生的概率是多少,或者当病害发生时,温度和湿度发生概率是多少;已知一个节点概率去推理另外一个节点发生的概率;当新的变量发生改变、加入或减少时,将改变贝叶斯网络中的其他变量值。假设节点Temp发生新的变化,即Temp=1,知道P(SR=1)从0.234变成0.435,P(SR=0)也就从0.766变成0.565,将这些值重新代入公式中,得到修改后的边界概率即为条件概率,而其他节点及病害发生的概率随之发生变化。将新的发生数据输入网络中更新各个节点的概率这个过程称为概率繁殖^[30]。这样的双向推理能力是其他模型方法无法实现的^[30]。

表3 节点SR的概率

SR (0)	SR (1)
0.766	0.234

表4 节点Temp的概率

R	SR (0)	SR (1)
Temp (0)	0.645	0.080
Temp (1)	0.365	0.920

表5 节点Hum的概率

SR	SR (0)	SR (0)	SR (1)	SR (1)
Temp	Temp (0)	Temp (1)	Temp (0)	Temp (1)
Hum(0)	0.007	0.203	0.146	0.508
Hum(1)	0.993	0.797	0.854	0.492

表6 节点Disease的概率

Hum	Hum (0)	Hum (0)	Hum (1)	Hum (1)
Temp	Temp (0)	Temp (1)	Temp (0)	Temp (1)
Disease (0)	0.596	0.757	0.387	0.114
Disease (1)	0.404	0.243	0.613	0.886

2.2 模型预测结果

为了检验建立的贝叶斯网络模型的预测的准确性,本试验选取小汤山基地260次数据、首农庄园274次数据、弘科农场806次数据、裕农公司273次数据,共计1613次数据进行混淆矩阵(Confusion Matrix)对比分析对预测病害发生和实际发生的结果进行评价,还建立了logistic回归模型并进行比

较,两种预测结果的比较见表7,以进一步验证贝叶斯网络模型的预测效果。从表7可以看出平均BN模型的真阳性比例(TP=0.88)高于LR模型(TP=0.57);BN模型的假阴性比例(FN=0.12)低于LR模型(FN=0.43),BN模型比LR模型预测病害发生的准确率更高,漏报率更低。BN模型的准确度(ACC=0.87)优于LR模型(ACC=0.66),BN模型的约登指数(J=0.74)高于LR模型(J=0.25),表明BN模型预测结果真实性高于LR模型。这说明模型在预测整体和各个温室表现较好,具有良好的普适性,为实际生产中黄瓜白粉病预测提供参考。

表7 BN和LR的平均输出结果比较

位置	模型	实测值	预测值		ACC	J
			是	否		
总体	BN	是	TP=0.88	FN=0.12	0.87	0.74
		否	FP=0.14	TN=0.86		
	LR	是	TP=0.57	FN=0.43	0.66	0.25
		否	FP=0.32	TN=0.68		
小汤山	BN	是	TP=0.97	FN=0.03	0.95	0.90
		否	FP=0.07	TN=0.93		
	LR	是	TP=0.45	FN=0.55	0.49	0.03
		否	FP=0.48	TN=0.52		
房山弘科	BN	是	TP=0.94	FN=0.06	0.92	0.86
		否	FP=0.08	TN=0.92		
	LR	是	TP=0.84	FN=0.16	0.80	0.64
		否	FP=0.2	TN=0.80		
首农庄园	BN	是	TP=0.96	FN=0.04	0.91	0.84
		否	FP=0.12	TN=0.88		
	LR	是	TP=0.89	FN=0.11	0.88	0.75
		否	FP=0.14	TN=0.86		
裕农公司	BN	是	TP=0.91	FN=0.09	0.87	0.7
		否	FP=0.21	TN=0.79		
	LR	是	TP=0.72	FN=0.28	0.67	0.19
		否	FP=0.53	TN=0.47		

同时绘制各温室病害发生的ROC曲线(Receiver Operating Characteristic Curve,即受试者工作特征曲线)综合评价黄瓜白粉病病害预测效果(图2)。以真阳性率(灵敏度)为纵坐标,假阳性率(1-特异性)为横坐标,绘制ROC曲线。曲线下区域越大(AUC范围为0~1),则表示该模型的综合预测效果越好^[30]。由图2可以看出,本试验中建立的BN模型预测平均命中率在85%以上,反应该模型具有较好的预测精度,通常80%以上命中率即可被认为是理想结果^[31]。同时根据表3的结果和各地区ROC曲线面积均大于85%,该模型在整体病害预测和各地区预测病害的效果比较好,具有一定的普适性,可以进一步利用贝叶斯网络构建病害

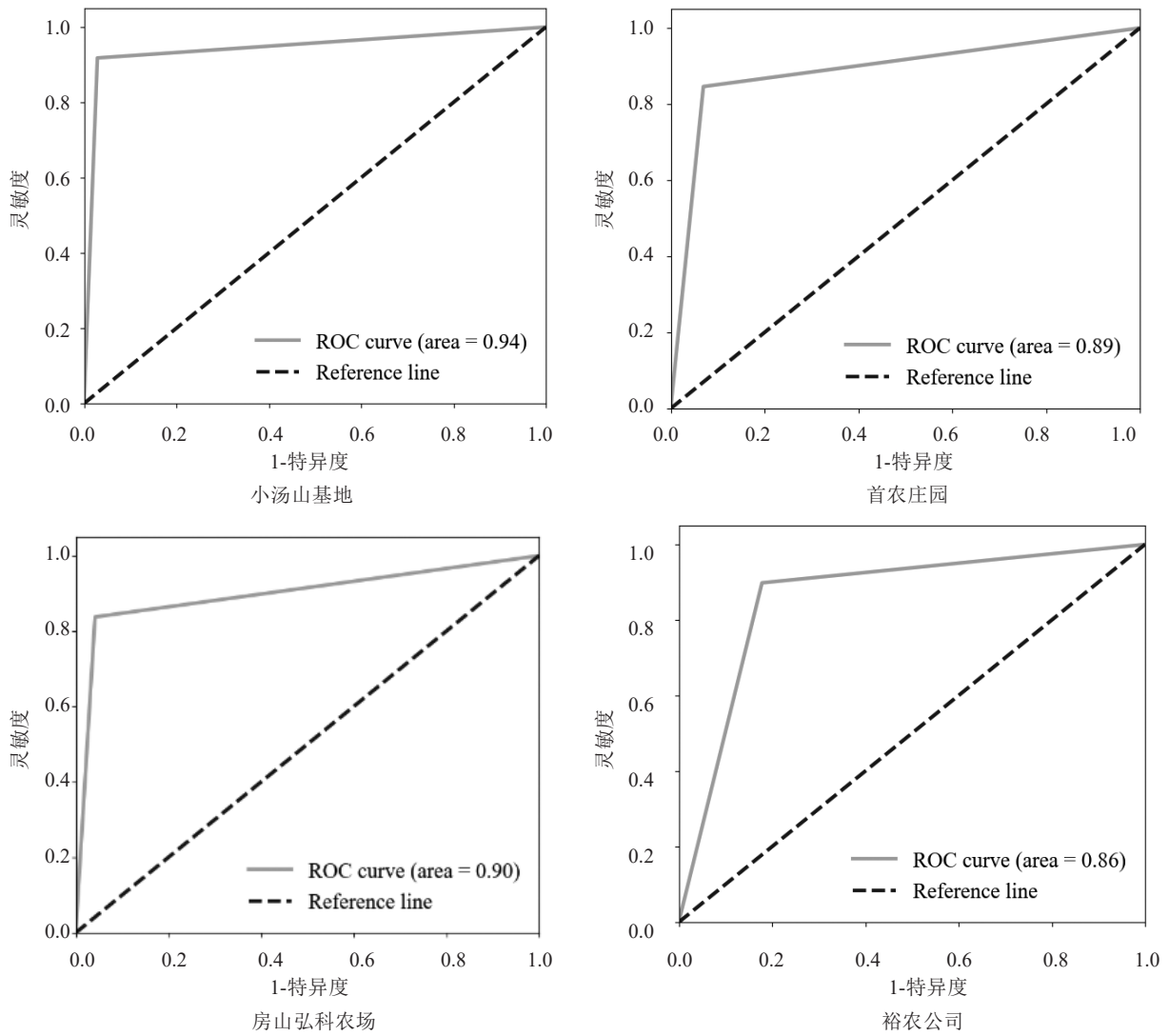


图2 各温室 BN 预测效果灵敏度与特异性的比较

预警模型。

2.3 贝叶斯网络模型效果评估

BN 和 LR 的统计指标和误差如表 8 所示, RMSE 衡量观测值与真实值之间的偏差,作为机器学习模型预测结果衡量的标准之一,其值越小,表明模型的偏差就越小,预测的准确性越好, MSE 评价模型的准确性, MSE 值越小,反映模型预测效果越好,准确性越高。从表 8 中可以得出 BN 模型的总体,小汤山基地、首农庄园、裕农公司、弘科农场的 MSE、RMSE 值均低于 LR 模型值,其值均小于 1。小汤山基地 BN 决定系数($R^2=0.78$)>LR 模型($R^2=0.38$)、首农庄园 BN 决定系数($R^2=0.61$)>LR 模型($R^2=0.49$)、弘科农场 BN 决定系数($R^2=0.61$)>LR 模型($R^2=0.06$),BN 模型总体决定系数大于 LR 模型。结果表明 BN 模型的预测效果优于 LR 模型。说明本试验构建的贝叶斯网络模型可信度

表 8 BN 和 LR 的统计指标和误差

编号	模型	R^2	MSE	RMSE
总体	BN	0.42	0.13	0.37
	LR	-0.46	0.34	0.58
小汤山基地	BN	0.78	0.05	0.23
	LR	0.38	0.50	0.71
首农庄园	BN	0.61	0.09	0.31
	LR	0.49	0.12	0.35
裕农公司	BN	0.42	0.13	0.35
	LR	-0.52	0.33	0.58
弘科农场	BN	0.61	0.08	0.28
	LR	0.06	0.19	0.44

较高。

3 讨论与结论

保护地栽培条件下瓜类白粉病的发生受到多

种因素的影响,笔者通过相关分析发现,温度湿度、光照度与病害发生相关。通过查阅相关文献得知,分生孢子在 10~30 °C 都能萌发,而 20~25 °C 最为适宜,超过 30 °C 或者低于 -1 °C,则难以萌发并失去活力^[32],病菌分生孢子萌发所要求的湿度范围比较大,即发病适宜的相对湿度为 45%~95%,但是湿度不能过高,因分生孢子吸水后膨压过大,会引起破裂,反而对萌发不利^[26]。设施环境属于密闭环境,空气流动比较小,温度和湿度很容易达到病害所需的条件,笔者分析得出,温度符合病害发生概率为 0.449,湿度符合病害发生的概率为 0.730。病害发生的概率为 0.695。这与高峰^[25]和徐宁等^[26]的研究病害发生规律一致。笔者发现光照度影响发生概率比较小,但是在设施环境下,对温度的变化影响比较大。而对露地作物来说,光照同样影响病害的发生^[6]。为此,笔者将光照条件作为影响温室黄瓜白粉病发生的因素之一。通过对日光温室黄瓜白粉病的病害调查结果分析,白粉病发生前期病害传播较慢,中期、后期传播速度快、危害性较大,利用模型预测病害发生的准确率为 95%、92%、91%、87%,整体预测的准确度为 87%。表明模型在整体病害预测和各地区预测病害的效果比较好。

笔者将贝叶斯网络与黄瓜白粉病发生预测模型相结合,建立了基于贝叶斯网络的日光温室黄瓜白粉病预警系统。通过构建黄瓜白粉病发生预测模型,探明了黄瓜白粉病发生概率与温室内主要环境因子之间的关系,对建立的模型进行检验,进一步证明模型检验结果较优,表明系统模型在预测温室黄瓜白粉病发生方面具有较强的普适性。此外,黄瓜白粉病的发生除与环境气象因子有密切关系外,还与品种抗性、水肥管理、田间管理等因素密切相关,今后应在综合考虑其他因子的情况下,进一步完善预测模型,保持模型的滚动发展,以达到预警效果最佳,为温室大棚蔬菜病害防治提供参考。

参考文献

- [1] 张怡,徐克东,陈佩佩,等.河南省周口地区瓜类白粉病的分子鉴定与分析[J].华中师范大学学报(自然科学版),2013,47(6):830-835.
- [2] 吕雄杰,王晓蓉,贾宝红.基于物联网技术的日光温室黄瓜白粉病预警系统研究(英文)[J].Agricultural Science & Technology,2016,17(12):2873-2876.
- [3] 沈丽平,徐强,MOUAMMAR A,等.黄瓜白粉病抗性遗传模型分析[J].江苏农业学报,2011,27(2):361-365.
- [4] 蒋龙燕.气候变化与海南橡胶树白粉病流行关系的分析[D].海口:海南大学,2015.
- [5] TREKATE L, SEDLALOVA B, MIESLEROVA B, et al. Effect of temperature on infection and development of powdery mildew on cucumber[J]. Plant Pathology, 2019, 68 (6) : 1165-1178.
- [6] WANG H, JIANG Y P, YU H J, et al. Light quality affects incidence of powdery mildew, expression of defence-related genes and associated metabolism in cucumber plants[J]. European journal of Plant Pathology, 2010, 127(1) : 125-135.
- [7] WHIPPS J M, BUDGE S P. Effect of humidity on development of tomato powdery mildew (*Oidium lycopersici*) in the glass-house[J]. European Journal of Plant Pathology, 2000, 106(4) : 395-397.
- [8] 王国伟,刘嘉欣.基于卷积神经网络的玉米病害识别方法研究[J].中国农机化学报,2021,42(2):139-145.
- [9] 徐宁.塑料大棚黄瓜白粉病和霜霉病流行预测和管理系统的研究[D].南京:南京农业大学,2003.
- [10] KAMPMANN H H, HANSEN O B. Using colour image analysis for quantitative assessment of powdery mildew on cucumber[J]. Euphytica, 1994, 79(12) : 19-27.
- [11] 叶小林.探析物联网技术在桃树栽培与病虫害防治中的应用[J].农业开发与装备,2021(3):208-209.
- [12] 李磊福,孙秋玉,史娟,等.宁夏温室瓜菜白粉病菌鉴定及病害流行预测模型构建[J].植物保护学报,2017,44(5):788-795.
- [13] 尹哲,原锴,谷培云,等.京郊温室大棚黄瓜白粉病流行预测模型构建[J].中国植保导刊,2014,34(3):46-48.
- [14] 赵森栋,刘挺.因果关系及其在社会媒体上的应用研究综述[J].软件学报,2014,25(12):2733-2752.
- [15] 谢乐.基于贝叶斯网络的农超对接供应链风险预警模型研究[D].南昌:江西财经大学,2020.
- [16] 张妍,张秋英,李发东,等.基于稳定同位素和贝叶斯模型的引黄灌区地下水硝酸盐污染源解析[J].中国生态农业学报(中英文),2019,27(3):484-493.
- [17] 冯思宇.河北省冬小麦白粉病气候预报的贝叶斯网络模型研究[D].石家庄:河北师范大学,2018.
- [18] 聂臣巍.基于贝叶斯网络的小麦条锈病预测研究[J].安徽农业科学,2014,42(16):5027-5030.
- [19] JMP A, JAA B, JAG A, et al. Efficient and accurate structural fusion of Bayesian networks[J]. Information Fusion, 2021, 66: 155-169.
- [20] ZHU Y, LIU D, CHEN G, et al. Mathematical modeling for active and dynamic diagnosis of crop diseases based on Bayesian networks and incremental learning[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3/4) : 514-523.
- [21] SINGH N, GUPTA N. Bayesian network for decisionsupport on pest management of tomato fruit borer, *H. armigera*[J]. International Journal of Engineering & Technology, 2017, 6 (4) :

- 168-170.
- [22] LU W, NEWLANDS N K, CARISSE O, et al. Disease risk forecasting with Bayesian learning networks: Application to grape powdery mildew (*Erysiphe necator*) in vineyards[J]. *Agronomy*, 2020, 10(5):622.
- [23] 杜玉宁, 陈杭, 白小军, 等. 宁夏黄瓜新品种及主栽品种对白粉病的抗性评价[J]. *中国瓜菜*, 2019, 32(11):27-30.
- [24] 刘鉴, 任爱新, 刘冉, 等. 考虑日光温室空间异质性的黄瓜叶片湿润时间估算模型研究[J]. *智慧农业(中英文)*, 2020, 2(2): 135-144.
- [25] 高峰. 吉林省主要瓜类白粉病发生规律及综合防治措施的研究[D]. 长春: 吉林农业大学, 2007.
- [26] 徐宁, 刘凤权, 胡白石, 等. 室内模拟塑料大棚黄瓜白粉病流行预测模型的建立[J]. *植物保护*, 2004(6):52-55.
- [27] 李卓, 金恭玺, 郎宁, 等. 温湿度与光照对葡萄霜霉病菌孢子囊萌发及存活的影响[J]. *新疆农业科学*, 2016, 53(11): 2090-2097.
- [28] 刘艳杰, 李霞. 基于贝叶斯网络的学生成绩预测[J]. *山东理工大学学报(自然科学版)*, 2019, 33(5): 75-78.
- [29] 熊晓夏, 陈龙, 梁军, 等. 基于贝叶斯网络模型的道路交通事故链生成与演化研究[J]. *公路交通科技*, 2018, 35(5):99-107.
- [30] 黄影平. 贝叶斯网络发展及其应用综述[J]. *北京理工大学学报*, 2013, 33(12):1211-1219.
- [31] 黄建明. 贝叶斯网络在学生成绩预测中的应用[J]. *计算机科学*, 2012, 39(S3):280-282.
- [32] 范绍强, 谢咸升, 李峰, 等. 山西省小麦条锈病流行趋势预测模型研究[J]. *中国农业生态学报*, 2007, 15(4):113-155.