

葡萄大棚小气候预测模型研究

葛黎黎¹, 郭栋², 张龙²

(1. 山西省气象信息中心, 山西 太原 030006; 2. 山西省气象服务中心, 山西 太原 030002)

摘要: 为精准把控并及时调节葡萄大棚棚内小气候, 利用清徐县葡萄大棚农田小气候站观测数据及气象站、辐射站、土壤水分站资料, 建立以棚外气温、相对湿度、风速、总辐射、土壤湿度为输入变量, 棚内气温、相对湿度、土壤温度为输出变量的基于BP神经网络葡萄大棚小气候预测模型。为了对比分析BP神经网络的精确度和稳定性, 同时建立多元线性回归模型。结果表明, 基于BP神经网络建立的预测模型, 其训练值和实测值之间的绝对误差分别为1.55℃、4.46%、0.77℃, 标准误差分别为2.18℃、5.94%、1.00℃; 预测值和实测值之间的绝对误差分别为1.37℃、2.84%、0.42℃, 标准误差分别为1.96℃、4.60%、0.53℃。预测效果明显优于多元线性回归模型, 预测精度满足棚内小气候要素预报要求。

关键词: 葡萄大棚; BP神经网络; 多元线性回归; 小气候预测模型

中图分类号: S639; P463.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1463(2022)06-0061-06

[doi:10.3969/j.issn.1001-1463.2022.06.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1463.2022.06.015)

Study on the Simulation and Forecast Model of Microclimate inside the Grape Greenhouses

GE Lili¹, GUO Dong², ZHANG Long²

(1. Shanxi Meteorological Information Centre, Taiyuan Shanxi 030006, China; 2. Shanxi Meteorological Service Centre, Taiyuan Shanxi 030002, China)

Abstract: To precisely control and adjust the microclimate inside greenhouses for grape production, with the data of farmland microclimate station, meteorological station, radiation station and soil moisture station, a simulation and forecast model of Back propagation neural network inside the grape greenhouse in Qingxu was built, which took the temperature, relative humidity, wind speed, total radiation and soil moisture content outside the greenhouse as input variables, and the temperature, relative humidity and soil temperature inside the greenhouse as output variables. In order to compare and analyse the accuracy and stability of Back propagation neural network, a multiple linear regression model was built at the same time. The results showed that the absolute errors of the model of Back-propagation neural network, when compared training values with the measured values, were 1.55 °C, 4.46% and 0.77 °C, respectively, and the RMSE values were 2.18 °C, 5.94% and 1.00 °C, respectively. The absolute errors of the model, when compared the predicted values with the measured values, were 1.37 °C, 2.84% and 0.42 °C, respectively, and the RMSE values were 1.96 °C, 4.60% and 0.53 °C, respectively. The prediction effect was obviously better than that of the multiple linear regression model, and the prediction accuracy of the model was of satisfactory for the microclimate prediction inside greenhouses.

Key words: Grape greenhouse; Back-propagation neural network; Multiple linear regression; Forecast model for microclimate

葡萄在我国属于六大水果之一, 在果树种植中有着举足轻重的作用^[1-3]。清徐县是山西省葡萄主产区之一, 县域内葡萄种植面积逾1 600 hm², 年产量可达2.7万t, 拥有“龙眼”“黑鸡心”“屏儿”等20多个地方品种和100余个引进品种。其主要种植区域位于清徐西北部, 地形以丘陵旱地为主, 平均海拔1 150 m, 年平均无霜期为180 d左右, 年日照时数逾2 500 h, 日照率近60%。独特的地

理和气候条件造就了清徐葡萄色彩艳丽、粒大皮薄、含糖量高、味道甘甜等特点, 品质卓越, 驰名省内外。

当前, 葡萄大棚种植技术在清徐县已得到广泛应用。大棚种植的葡萄具有病害少、长势好、产量高、品质卓越等特点, 是提高葡萄种植经济效益的有效手段。相较于露地栽培, 棚内小气候是直接影响葡萄生长发育全过程的重要因素。能

收稿日期: 2022-03-26

基金项目: 山西省科学技术厅重点研发计划项目(201803D221001-3)。

作者简介: 葛黎黎(1987—), 女, 江苏泗阳人, 工程师, 硕士, 研究方向为数据分析及质量控制。Email: gll_nuist@163.com。

否精准把控并及时调节棚内小气候成为大棚种植葡萄的关键技术。研究表明,室外气象要素与室内气象要素关系密切^[4],因而可以通过建立大棚内外气象要素的关系,寻求在外部天气变化时大棚内部小气候条件的变化规律。

由于大棚内外的气象要素之间呈复杂的非线性关系,而神经网络具有自组织、自学习、非线性动态处理等特征^[5],因此神经网络是模拟温室小气候常用的研究方法。我们通过实验观测,收集大棚内小气候数据,基于气象站观测数据,以气温、相对湿度、风速、总辐射、土壤湿度等5个要素作为输入变量,运用神经网络模型,建立气象指标体系,预测清徐葡萄种植区在同时段葡萄大棚内的气温、相对湿度和土壤温度,建立适用于葡萄大棚栽培的小气候预测模型,并对预测效果进行分析和评价,开展棚内气象要素预报,以期当地葡萄大棚种植环境调控及科学栽培管理提供支持。

1 材料与方法

1.1 资料来源

供试大棚位于山西省清徐县的葡萄种植区。大棚长、宽、高分别为38、9、3 m,南北朝向,棚内土壤质地为沙黏土,为当地主要土质。种植葡萄品种为早黑宝。实验观测时间为2020年1—4月。观测要素包括2 m处的气温、相对湿度、总辐射、二氧化碳浓度、土壤温度、土壤湿度,数据观测频率为1次/2 h。棚外要素为自动气象站、辐射站、土壤水分站观测,包括气温、相对湿度、风速、总辐射、土壤湿度,其中气温、相对湿度、风速来源于距供试大棚100 m的清徐国家气象观测站,总辐射数据来源于太原辐射站。土壤水分数据来源于距供试大棚约2 km的清徐土壤水分站,数据观测频率为1次/h。

考虑到实验过程中棚内气温、湿度和土壤温度观测因仪器和人为原因存在缺测现象,实验数据不连续,且进行过2次人工浇灌,与自然状况不一致,故选取实验期间处于完全封闭状态且不采取任何管理措施条件下的观测得到的连续数据作为网络模型样本,共408组实验样本,其中363组进行建模,45组进行预测。

1.2 BP神经网络

神经网络在非线性系统预测方面应用极为广

泛。其中,BP神经网络模型是最重要的人工神经网络模型之一,又称为误差反向传播神经网络,是一种多层前馈神经网络,其主要特点是信号前向传递,误差反向传播^[6]。在前向传递中,输入信号从输入层经隐含层逐层处理,直至输出层。每一层的神经元状态只影响下一层的神经元状态。如果输出层得不到期望输出,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,使BP神经网络预测输出不断逼近期望输出^[7-8]。采用的BP神经网络拓扑结构如图1所示。

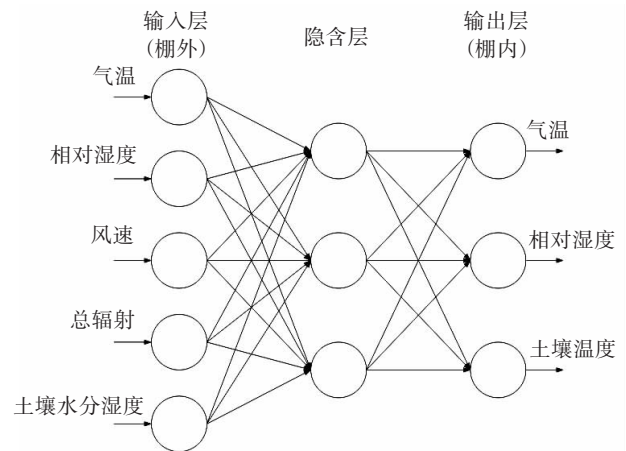


图1 BP神经网络拓扑结构

1.3 模型评价指标

采用绝对误差 AE (Absolute Error)以及标准误差 $RMSE$ (Root Mean Square Error)对模拟值和实测值之间的拟合度进行分析,以验证模型的精确度。

$$AE = \frac{\sum_{i=1}^n |SIM_i - OBS_i|}{n} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (SIM_i - OBS_i)^2}{n}} \quad (2)$$

式(1)、(2)中, OBS_i 为实际观测值,指由棚内农田小气候站实测的气温、相对湿度和土壤温度; SIM_i 为相应模拟值; n 为样本容量。 AE 、 $RMSE$ 的值越小,模拟值与实测值之间的偏差越小,模型的模拟精度越高。

1.4 棚内外要素相关性分析

应用数理统计方法,分析棚内气温、相对湿度、土壤温度与外界气象要素(气温、风速、辐射等)的相关性。由表1可见,棚内棚内气温、相对湿度、土壤温度与棚外气温、相对湿度、风速、辐射、土壤湿度的关系密切,均通过了信度为

0.01 水平的显著性检验, 因此可将棚外各要素作为 BP 神经网络模型的输入项。

表 1 棚内外要素相关性

棚内	棚外				
	气温	相对湿度	风速	辐射	土壤湿度
气温	0.769	-0.561	0.217	0.832	0.491
相对湿度	-0.721	0.864	-0.279	-0.668	-0.497
土壤温度	0.911	-0.657	0.263	0.284	0.860

1.5 模型构建

基于棚内外气象要素相关性分析的结果, 以棚外气温、相对湿度、风速、辐射、土壤湿度为输入变量, 以棚内气温、相对湿度、土壤温度为输出变量, 构建了单隐层结构的 BP 神经网络模型(图 1)并进行模拟预测实验。模型结构分为 3 层: 第 1 层为输入层, 5 个神经元分别是大棚外的气温、相对湿度、风速、总辐射、土壤湿度; 第 2 层为隐含层; 第 3 层为输出层, 3 个神经元分别是大棚内气温、相对湿度、土壤温度。为了提高神经网络训练的效率和网络的泛化能力, 在训练前对所有的样本数据都进行归一化处理^[9], 将其压

缩至区间 $[-1, 1]$ 范围内。

模型运行中通过不断调节, 最终选定合适的传递函数、隐含层神经元数及相关的参数值: 拓扑结构为 5-3-3 结构, 隐含层传递函数 logsig, 输出层传递函数 purelin, 网络训练算法为 trainlm, 初始学习速率为 0.1, 最大循环次数 1 000 次, 目标误差 0.001。神经网络模拟采用 MATLAB 软件实现。

2 结果与分析

2.1 训练结果分析

依据归一化逆过程对模型训练所得结果进行还原, 将其变换到实际的变化范围。模型学习训练输出的棚内气温、相对湿度、土壤温度与实测值之间的对比如图 2 所示。可以看出模型的训练效果较好, 棚内气温、相对湿度及土壤温度的训练值与实测值基本集中在 1:1 线附近, 两者之间的决定系数在 0.95 以上, 且通过 $P < 0.01$ 水平的显著性检验。棚内气温的绝对误差为 1.55 °C, 标准误差为 2.18 °C; 棚内相对湿度的绝对误差为 4.46%, 标准误差为 5.94%; 棚内土壤温度的绝对误差为 0.77 °C, 标准误差为 1.00 °C。棚内气温的

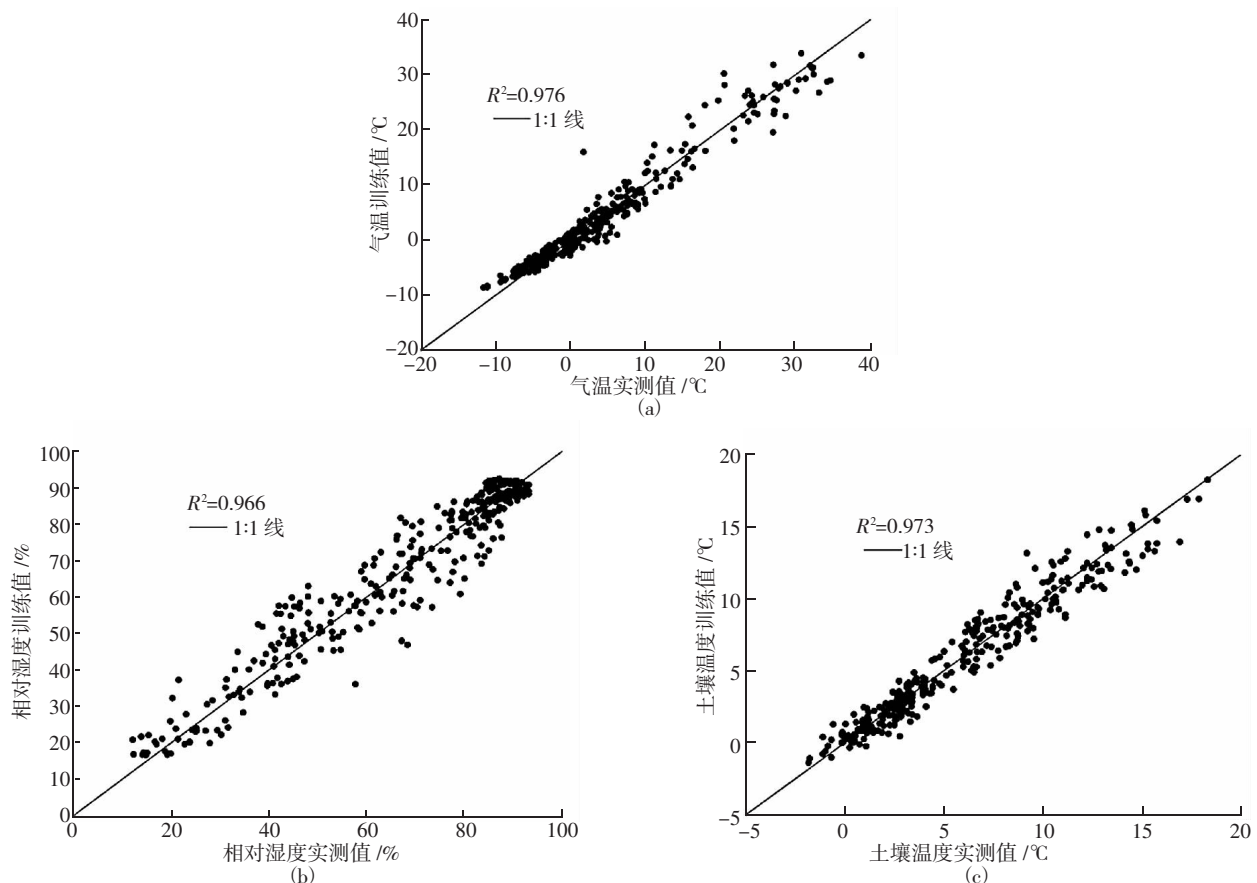


图 2 棚内气温(a)、相对湿度(b)和土壤温度(c)训练值与实测值对比

模拟误差较大，精度略低，训练值整体较实测值偏大，主要原因在于棚内气温受人工调控影响较大，若天气晴朗，太阳辐射强，大棚内的增温效应明显^[6]，则需采取控温手段，如打开大棚通风窗通风或遮阳以降低棚内气温。

2.2 预测结果分析

根据训练得到的一系列网络权值和阈值，输入预测样本进行网络预测，结果如图3所示。由图3可知，棚内气温、相对湿度及土壤温度的预测值与实测值均集中在1:1线附近，两者之间的决定系数均在0.95以上，且通过 $P < 0.01$ 水平的显著性检验。图4是棚内气温、相对湿度、土壤温度预测值与实测值序列对比。可以看出，棚内三要素预测曲线与实测曲线走势基本一致，有较好的线性拟合关系。棚内气温预测值与实测值绝对误差为1.37℃，标准误差为1.96℃；相对湿度预测值与实测值绝对误差为2.84%，标准误差为4.60；土壤温度预测值与实测值绝对误差为0.42，

标准误差为0.53℃。预测值和实测值的精度均高于训练时的棚内气温、相对湿度、土壤温度精度，说明所建模型具有一定的预测能力，可用于大棚内小气候环境的预报。

2.3 模型对比分析

为了对比分析BP神经网络的精确度和稳定性，建立棚内外气象要素多元线性回归模型。

$$Y_i = \beta_{0i} + \beta_{1i}X_1 + \beta_{2i}X_2 + \beta_{3i}X_3 + \beta_{4i}X_4 + \beta_{5i}X_5 + \mu_i \quad (3)$$

式(3)中， β_{0i} 为常数， $X_1 \cdots X_5$ 为回归模型的变量， $\beta_{1i} \cdots \beta_{5i}$ 为回归系数， μ_i 为随机误差。获得回归函数后与神经网络模型进行模拟和预测精确度对比。

选取棚外气温(X_1)、相对湿度温(X_2)、风速温(X_3)、辐射温(X_4)、土壤湿度温(X_5)为自变量，棚内气温温(Y_1)、相对湿度(Y_2)、土壤温度(Y_3)为因变量，应用数理统计方法分别建立预测模型，回归函数如式(4)、(5)、(6)所示。

$$Y_1 = 0.14 + 1.01X_1 + 0.02X_2 - 0.16X_3 + 0.03X_4 - 0.03X_5 \quad (4)$$

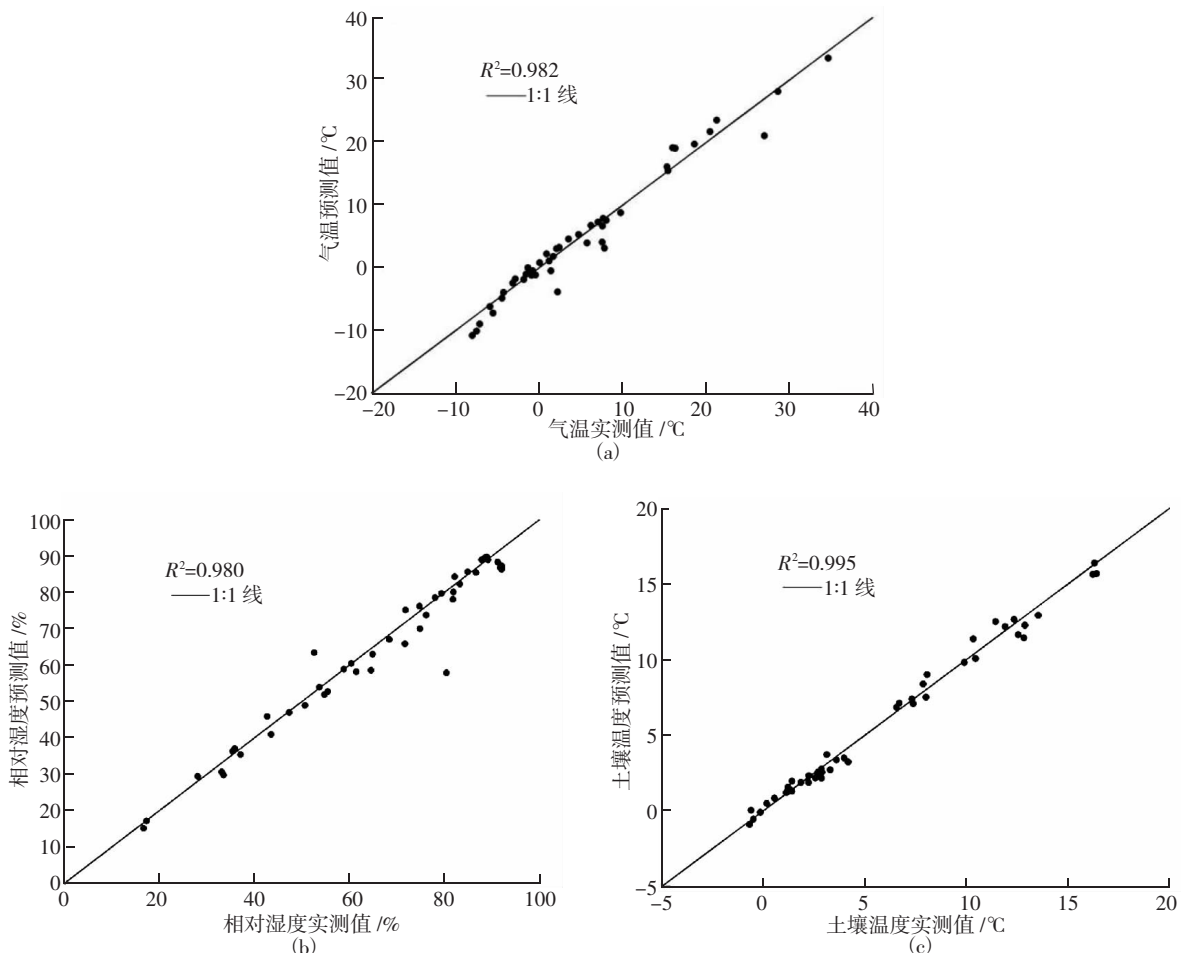


图3 棚内气温(a)、相对湿度(b)和土壤温度(c)训练值与预测值对比

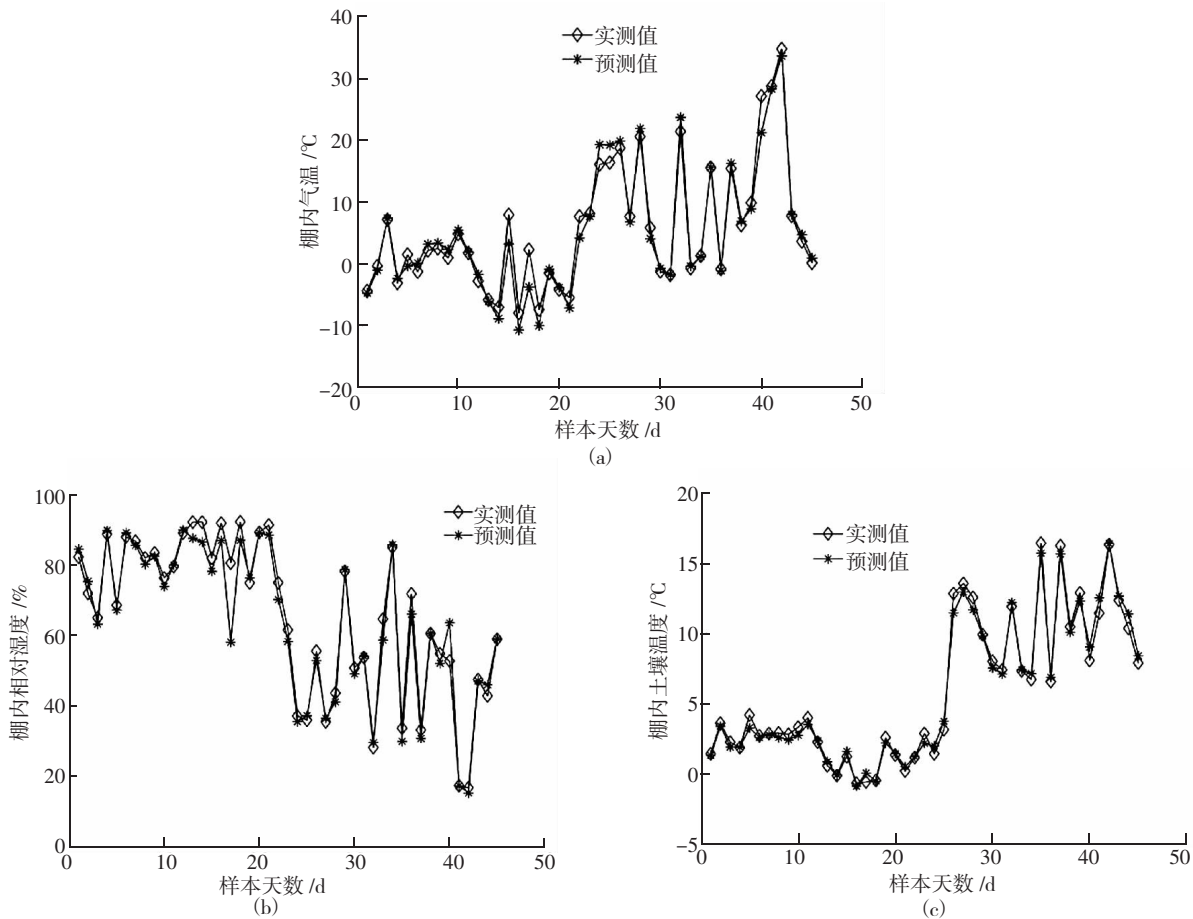


图4 棚内气温(a)、相对湿度(b)和土壤温度(c)预测值与实测值的序列对比

$$Y_2 = 38.34 - 0.38X_1 + 0.58X_2 + 0.34X_3 - 0.04X_4 - 0.08X_5 \quad (5)$$

$$Y_3 = 4.86 + 0.40X_1 - 0.02X_2 - 0.23X_3 + 0.13X_5 \quad (6)$$

多元线性回归模型中，棚内土壤温度回归函数中总辐射变量被排除，表明该变量对土壤温度回归模型的作用较小；而BP神经网络模型采用所有变量，说明其处理具有复杂模糊映射关系的数据时效果较好。多元线性回归模型模拟时棚内气温绝对误差为1.56℃、标准误差为2.28℃、相对湿度绝对误差为5.12%、标准误差为6.61%，土壤温度的绝对误差为0.94℃，标准误差分别为1.21℃，均高于神经网络模拟时的误差。分析回归模型的预测效果，棚内气温、相对湿度和土壤温度的绝对误差分别为2.00℃、7.28%、0.93℃，标准误差分别为2.84℃、8.82%、1.14℃，较回归模拟时误差增大，预测精度降低。神经网络模拟效果(以标准误差计算)较回归模型棚内三要素分别提高了4%、10%、17%，预测效果较回归模型棚内三要素分别提高了31%、48%、119%。总之，BP神经

网络模型较线性回归模型预测精度更高、更稳定。

3 小结

基于BP神经网络建立的清徐葡萄大棚气温、相对湿度、土壤温度预测模型，训练精度较高，其训练值和实测值之间的绝对误差分别为1.55℃、4.46%、0.77℃，标准误差分别为2.18℃、5.94%、1.00℃；预测值和实测值之间的绝对误差分别为1.37℃、2.84%、0.42℃，标准误差分别为1.96℃、4.60%、0.53℃。满足模型对精度的要求；总体趋势与预测一致，有较好的线性拟合关系，相较于线性回归模型有明显优势。利用气象部门天气预报作为输入，每24h可提供2次1h棚内小气候预测服务产品，便于提前掌握棚内环境变化趋势并制定相关生产管理计划。特别是农田小气候观测站在当地葡萄大棚生产中并未普及的情况下，为当地葡萄大棚经营主体提供智慧农业气象直通服务，达到节约成本、防灾减灾、增产增效的目的。总体而言该模型具备较高的实用价值。

不同因子对兰州百合组培小鳞茎诱导及膨大的影响研究

牛慧婷, 杨道兰, 冯炜弘, 尹燕, 李爱兵, 王璐, 何潇

(兰州市农业科技研究推广中心, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 为了缩短兰州百合生长周期, 提高百合品质, 以兰州百合组培小鳞茎为材料, 研究了大量元素、NAA、6-BA、培养基状态、蔗糖、2, 4-D等单一因素对百合试管鳞茎形成和膨大的影响。结果表明, 高浓度的大量元素有利于鳞茎的膨大, 而不利于鳞茎的诱导; 大量元素浓度为2MS时鳞茎平均直径最大, 但新增鳞茎数下降到4.56个; NAA浓度为0.2 mg/L时新增鳞茎数最多且鳞茎平均直径最大; 6-BA浓度为0.1 mg/L时最有利于鳞茎的形成和膨大, 新增鳞茎数5.25个, 鳞茎平均直径10.642 mm; 固体培养基对鳞茎的形成效果明显, 而半固体更有利于鳞茎的膨大; 蔗糖浓度为90 g/L时新增鳞茎数最多, 120 g/L时鳞茎平均直径最大; 2, 4-D浓度0.02 mg/L处理对鳞茎的形成和膨大效果更好。

关键词: 兰州百合; 试管鳞茎; 组织培养; 膨大

中图分类号: S152

文献标志码: A

文章编号: 1001-1463(2022)06-0066-06

doi: 10.3969/j.issn.1001-1463.2022.06.016

Effects of Different Factors on Bulblet Induction and Enlargement in Lanzhou Lily Bulb Tissue Cultivation

NIU Huiting, YANG Daolan, FENG Weihong, YIN Yan, LI Aibing, WANG Lu, HE Xiao

(Lanzhou Agricultural Science and Technology Research Extension Centre, Lanzhou Gansu 730000, China)

Abstract: To reduce the growth period and to improve the quality of Lanzhou lily bulb, the effects of mass elements, NAA, 6-BA, medium status, sucrose and 2,4-D concentration on the formation and enlargement of small bulb of Lanzhou lily in vitro were studied. Results showed that high concentration of macro elements was beneficial to the enlargement of bulbs, but not to the

收稿日期: 2021-12-28; 修订日期: 2022-02-26

基金项目: 兰州市人才创新创业项目(2020-RC-144)。

作者简介: 牛慧婷(1991—), 女, 甘肃永登人, 助理农艺师, 研究方向为农产品贮藏与加工。联系电话: (0)15002585749。Email: 1017943093@qq.com。

通信作者: 杨道兰(1970—), 女, 甘肃皋兰人, 高级农艺师, 主要研究方向为蔬菜育种。Email: 875516380@qq.com。

神经网络模型是建立在大量训练数据的基础上的, 模拟某一特定条件下的温室小气候, 其精度往往高于物理模型, 显示了神经网络模型优良的性能。但神经网络训练数据只能是采集于特定环境、特定时间, 不具有普遍代表性, 其广泛适应性还有待于进一步研究。

参考文献:

- [1] 边彩燕, 姜寒玉, 朱永永, 等. 河西地区赤霞珠葡萄果实发育期糖代谢及相关酶活性的变化[J]. 甘肃农业科技, 2021, 52(6): 42-48.
- [2] 郑立龙. 离体嫁接红地球葡萄试管苗的光合特性日变化[J]. 甘肃农业科技, 2018(11): 84-87.
- [3] 徐美蓉, 李晓蓉, 李婷. 响应面分析优化蒽酮硫酸法测定葡萄叶片中可溶性糖的含量[J]. 甘肃农业科技, 2017(11): 25-29.
- [4] 符国槐, 张波, 杨再强, 等. 塑料大棚小气候特征及预报模型的研究[J]. 中国农学通报, 2011, 27(13): 242-248.
- [5] 邹学智, 申双和, 曹雯, 等. 基于公众天气预报预测塑料大棚逐日极端气温[J]. 气象科学, 2014, 34(2): 187-192.
- [6] 何如, 管兆勇, 金龙. 一种神经网络的云图短时预测方法[J]. 大气科学学报, 2010, 33(6): 725-730.
- [7] 李倩, 申双和, 曹雯, 等. 南方塑料大棚冬春季温湿度的神经网络模拟[J]. 中国农业气象, 2012, 33(2): 190-196.
- [8] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] 蒋名淑, 商兆堂, 刘青, 等. 盐城地区大棚反季节蔬菜生产的温度调节及其应用[J]. 气象科学, 2002, 22(2): 236-240.