

基于广义回归神经网络异质复合墙体日光温室温度场的预测

尹庆珍¹ 张天策² 郅丽娟¹ 韩建会^{1*}

(1. 河北省农林科学院 经济作物研究所, 石家庄 050051;

2. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要 为深入分析新型异质复合墙体日光温室的保温特性与应用前景,利用广义回归神经网络算法训练样本数据,通过三次样条插值法对训练结果拟合,建立冬季温室温度场预测模型。提出确定最优光滑因子的分组数目的留一优化法。选取河北省农科院经作所设计建造的新型异质复合墙体日光温室的2017年数据进行试验验证。结果表明:该模型预测效果良好,分组数目约为样本数目的1/16时训练效果最佳,预测温度与实际温度平均误差0.276 5℃,相关系数大于0.99,具有较好的精度与稳定性。本模型预测温室温度场效果良好,可用于预测冬季温室最低温度确定作物最优定植时间。

关键词 日光温室; 广义回归神经网络; 留一优化法; 温度场预测

中图分类号 S625.1

文章编号 1007-4333(2019)06-0137-10

文献标志码 A

Temperature field prediction and application of heterogeneous composite wall in solar greenhouse based on general regression neural network

YIN Qingzhen¹, ZHANG Tiance², QIE Lijuan¹, HAN Jianhui^{1*}

(1. Institute of Cash Crops, Hebei Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Shijiazhuang 050051, China;

2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract In order to thoroughly analyze the thermal insulation characteristics and application prospects of the new heterogeneous composite wall in solar greenhouse, the general regression neural network algorithm was used to process the sample data, and the results were fitted by cubic spline interpolation method. A prediction model for the greenhouse temperature field in winter was established and a retention-optimal method for determining the number of packets of the optimal smoothing factor is proposed. The data of a new heterogeneous composite wall solar greenhouse designed and constructed by Hebei Academy of Agricultural Sciences in 2017 were selected for experimental verification. The results showed that the model had good prediction effect, and the training was optimal when the number of packets is about 1/16 of the number of samples. The average error between the predicted temperature and the actual temperature was 0.276 5℃, and the correlation coefficient was greater than 0.99 indicating better accuracy and stability. In conclusion, the model can effectively predict the greenhouse temperature field and it can be used to predict the minimum temperature of greenhouse in winter for determining the optimal planting time of crops.

Keywords solar greenhouse; general regression neural network; leave-one-out method; temperature field prediction

收稿日期: 2018-10-07

基金项目: 河北省第三批“巨人计划”蔬菜科研创新团队项目资助; 河北省财政专项(F16R01)

第一作者: 尹庆珍, 研究员, 主要从事园艺工程、番茄育种及栽培研究, E-mail: yinqingzhen67@163.com

通讯作者: 韩建会, 研究员, 主要从事温室设计及建造研究, E-mail: hjh540103@126.com

异质复合墙体日光温室是河北省农林科学院经济作物研究所2015年设计建造的新型日光温室,具有蓄热保温能力强、土地利用率高、升温速度快、使用寿命长的优良特点。由于该种温室尚未普及,针对其保温性能与相应栽培技术的研究尚未深入。为了验证新型异质复合墙体日光温室的保温性能并对其进行合理的推广,本研究提出一种预测温室温度场分布的方法,这对研究异质复合墙体日光温室的温度场分布及其保温性能,指导温室蔬菜栽培有很重要的意义。

国内外针对温室温度预测已有较深入的研究,其主要研究方法分为能量平衡法与数值拟合法。能量平衡法^[1-5]采用传统的热力学分析通过构建温室热平衡方程与传热方程计算温室温度,该方法物理意义明确且不需要进行试验即可得到结果但需要实验验证。由于实际现场情况多变,这种理论计算在预测温度场时计算量很大且会产生较大误差。数值拟合法^[6-8]是利用各类数值算法通过探究温室温度与环境可预测自变量间的关系,准确发现变量间的数值特征,从而达到准确预测温室温度的目的。数值拟合法需要对温室进行大量数据采集实验,后期通过算法的优化即可简单快捷的预测温室温度,预测精度与具体算法及选取自变量有关。

时序分析法仅通过分析历史温室温度序列进行预测^[9],但是由于未考虑自变量变化,该算法只能用于温室短期预测,实用价值不高。通过BP神经网络的方法也能够预测季节温室温度^[6,10-13],但是BP神经网络的泛化能力较差,对训练数据范围外的预测效果较差。陈昕^[14]采用二次聚类与BP神经网络结合的二步预测方法有效的将典型天气与季节分类,提高了预测精度,但仍然存在泛化能力差的问题。采用径向基函数神经网络在逼近能力、训练速度方面性能良好^[15-17]。利用支持向量机的方法可以准确预测温室变化趋势^[18],Yu等^[19]运用粒子群优化法改进了支持向量机并获得了较高的预测精度,但由于支持向量机采用二次规划的方法,占用计算机内存较多,不适用于长期预测中大量数据的训练。已有研究对比了各类神经网络算法在温室温度中的应用效果,结果表明广义回归神经网络算法在准确度和泛化能力上有较大优势^[20]。

生产上温室温度多以单一采集点的温度数值代表整个温室温度,而实际温室在不同位置处的温度差别很大,仅研究某点温度并不合理。因此本研究

采用三次样条插值与广义回归神经网络算法的方法拟合温室的温度分布,进行温室温度场的预测。本研究在双连栋日光温室^[21]、三连栋日光温室^[22-23]温光性能分析的基础上,拟采用广义回归神经网络的方法对异质复合墙体日光温室温度场进行预测,旨在准确的预测异质复合墙体日光温室的温度场,为预测温度冬季最低温度确定蔬菜定植时间,指导温室蔬菜生产提供理论依据。

1 基于广义回归神经网络算法的温室温度预测模型建立

1.1 GRNN神经网络算法

广义回归神经网络(General regression neural network, GRNN)是一种基于非参数核回归方法的径向神经网络算法^[24]。该算法通过非参数密度估计得到训练样本中自变量与因变量之间的联结概率密度函数,从而计算出因变量对自变量的回归值。与传统神经网络算法不同,GRNN算法无需对神经网络的结构模型进行定义,仅需要对光滑因子参数进行设置。由于具有较好的非线性映射能力及高容错性,该算法适用于分析温室内外环境变量及内部温度点之间的相关性。

广义回归神经网络的理论基础是非线性核回归分析,即因变量 y 与自变量 x 之间的回归关系并非用拟合公式表示,而是通过分析形成自变量与因变量之间的概率密度函数,从而计算给定自变量条件下的最大概率密度。

定义变量 x 与 y 的联合概率密度函数为 $f(x, y)$,计算在给定自变量 X 条件下的因变量概率密度函数,即该概率密度函数的条件均值 \hat{Y} :

$$\hat{Y} = E[y | X] = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} yf(X, y)dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(X, y)dy} \quad (1)$$

概率密度函数 $\hat{f}(X, Y)$ 可由训练样本经非参数估计得到:

$$\hat{f}(X, Y) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{(p+1)n_{\delta}}{2}}} \times \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\delta^2}\right] \exp\left[-\frac{(Y - Y_i)}{2\delta^2}\right] \quad (2)$$

式中: n 为样本数; p 为自变量维数; X_i, Y_i 为随机变量 x, y 的样本观测值; δ 为光滑因子。

将概率密度估计值 $\hat{f}(X, Y)$ 代替 $f(x, y)$ 带入式(1)中,化简积分运算得到神经网络的输出值:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\delta^2}\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\delta^2}\right]} \quad (3)$$

式中: $\hat{Y}(X)$ 为神经网络输出值。

1.2 GRNN 神经网络结构

GRNN 由 4 层结构组成(图 1):输入层(Input layer)即为研究设定的自变量,影响温室内部温度的主要外界因素为光照强度、外界温度和时间因素,故输入层的神经元个数为 3;模式层(Pattern layer)是对样本进行训练的隐回归层,模式层数据由输入层数据经高斯传递函数传递得到,模式层神经元个数与输入层神经元个数相等;神经元之间的信息传递遵从的传递函数为:

$$f(i) = \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\delta^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

式中: X 为神经网络的输入变量; X_i 为第 i 个神经元的学习样本。

求和层(Summation layer)利用 2 种不同类型的神经元对模式层神经元数据加权求和。求和层加权方式分为直接求和与加权求和。

1)直接求和。将模式层数据按照权值均为 1 进行求和。求和公式为:

$$S_D = \sum_{i=1}^n f(i) = \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\delta^2}\right] \quad (5)$$

式中: S_D 为直接求和输出值。

2)加权求和。按照模式层输出样本 Y 的元素 y_i 为权值,将模式层数据加权求和:

$$S_N = \sum_{i=1}^n y_i f(i) = \sum_{i=1}^n y_i \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\delta^2}\right] \quad (6)$$

式中: S_N 为加权求和输出值。

最终运算得到结果传至输出层(Output layer),输出层将求和层结果相除得到估计结果 \hat{Y} :

$$\hat{Y} = \frac{S_N}{S_D} \quad (7)$$

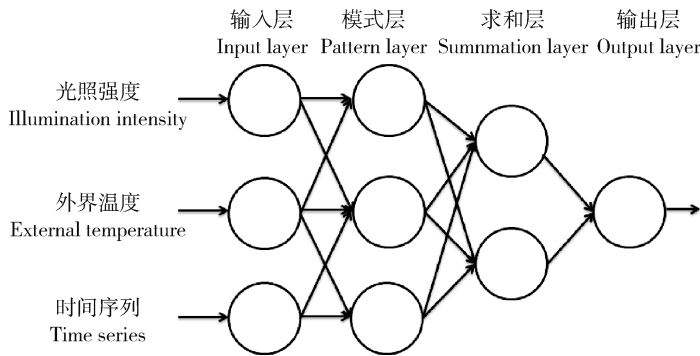


图 1 广义回归神经网络结构

Fig. 1 General regression neural network structure

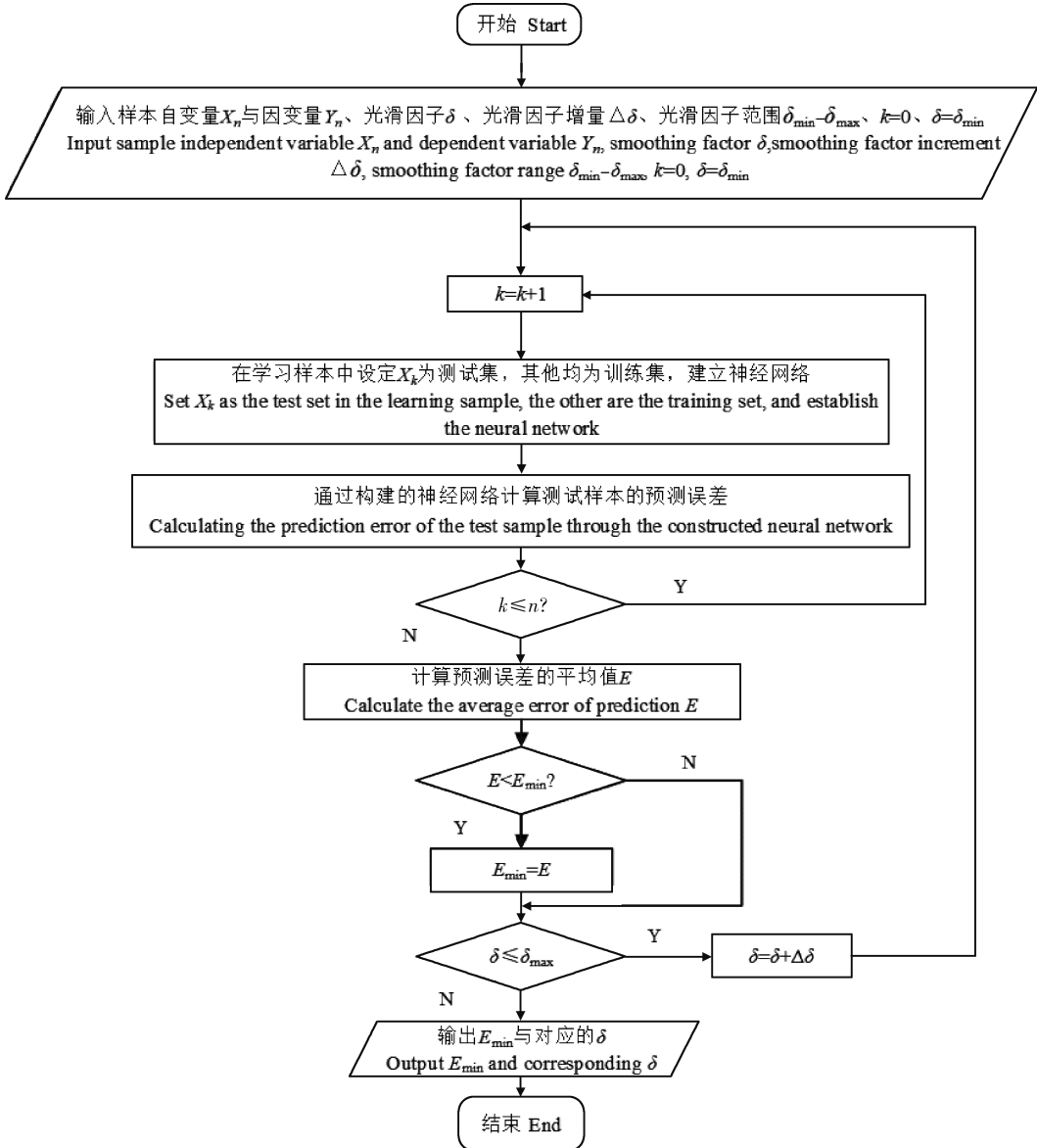
1.3 算法优化

由式(6)可知,光滑因子影响最终结果。当光滑因子接近于 0 时,估计值与训练样本几乎一致;当光滑因子取值较大时,估计值约等于所有样本因变量的平均值;因此,光滑因子过大时拟合效果不好,而光滑因子过小时仅能预测样本包含的数据,即产生“过拟合”现象。只有当光滑因子取值适中时,既考虑到所有训练样本因变量,又对与预测样本相近的样本点对应的因变量加权明显,才能够保证预测效果。

广义回归神经网络的训练是一个确定最优光滑因子的过程。最优光滑因子的选取是否合适与训练样本有直接关系,训练样本过于单一会造成神经网络泛化能力较弱,而训练样本过多时又会存在杂乱样本影响神经网络的预测精度。针对该问题,本研究将所有样本分组,选取一组作为检验组,其余作为训练组,不断改变分组数目以确定最优训练样本(留一优化法)。本研究分析了神经网络训练中预测误差和训练时间随训练组数增加的变化情况,发现训练时间随训练组数的增加而线性增加,预测误差在

训练组数较少时随训练组数的增加快速减小,在训练组数较大时预测误差几乎不随训练组数变化,即预测误差曲线存在拐点。本研究选取误差曲线的拐点作为最优训练组数,将一个复杂的训练样本筛选

问题简化为最优训练分组问题,使广义回归神经网络算法在误差较低的情况下保证较快的训练速度。通过该流程(图2)即可计算出最优光滑因子的取值。



k 为指针变量; n 为训练数据的组数。

k is the pointer variable; n is the number of groups of training data.

图2 留一优化法的计算流程

Fig. 2 Calculation process of leave-one-out method

2 预测模拟结果分析与性能评价

2.1 数据采集

本研究通过收集常规管理条件下(当温室内中上部温度高于 $38\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时打开放风口,降低到 $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时

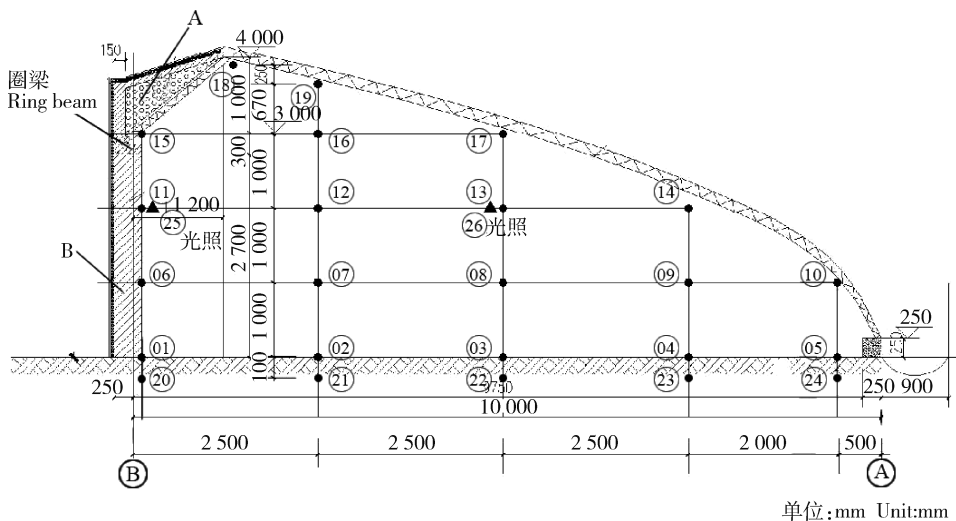
关闭放风口, $8:00-9:00$ 揭开保温被, $16:00-17:00$ 放下保温被)异质复合墙体日光温室横截面上关键位置处的温度值,并利用 MATLAB 软件来模拟出整体截面的温度分布。

异质复合墙体日光温室结构参数:长 $50\text{ m} \times$

宽(内跨)10 m, 矢高4.5 m, 坐北朝南, 热镀锌双拱焊接骨架, 前屋面与地面夹角 62° , 采光角 15° , 后屋面仰角 38° 。温室后墙及山墙结构为37 cm厚的页岩实心红砖+5 cm厚的酚醛板异质复合墙体。

热电偶及总辐射传感器布置方式: 从温室东西向中间处取横切面布置压簧式热电偶(欣灵电气股份有限公司。分度号K; 产品规格: 3 000、5 000、10 000 mm; 适用范围: $0\sim 400\text{ }^\circ\text{C}$) (图3), 热电偶在

温室中间位置(距东西墙各25 m处), 分别距前屋角0.5、2.5、5.0、7.5、10.0 m, 高0、1.0、2.0、3.0、4.5 m处布置(温度采集点高度分布为地表、地上1.0、2.0、3.0、4.5 m), 5层 \times 5列, 第1、2、3、4、5层分别为5、5、4、3、2个点, 共24个温度点, 图3中①~⑭号位置温度由中长彩图无纸记录仪(杭州诚聚科技有限公司。型号: R8000-A22-SU-MD-VDC1)记录。外界温度由小气象站+GPRS数据管理系统(北京益康农科技发展有限公司)记录。



①~⑭为热电偶位置点; ⑮~⑯为光照度变送器位置点。

A表示后屋面, 从内到外依次为: 预制板 $500\text{ mm}\times 1\,000\text{ mm}\times 40\text{ mm}$ 、轻质保温材料、混凝土预制板、20 mm粘结砂浆、100 mm挤塑板、20 mm抹面砂浆或网格布; B为后墙及2侧山墙, 从内到外依次为: 370 mm页岩实心砖、20 mm粘结砂浆、50 mm酚醛保温板、20 mm抹面砂浆或网格布。

①~⑭ are the locations of each thermocouple; ⑮~⑯ are the illuminance transmitter position points.

A is a structural drawing of the rear roof, and from inside to outside are: precast slab $500\text{ mm}\times 1\,000\text{ mm}\times 40\text{ mm}$, lightweight insulation, precast concrete slab, bonding mortar of 20 mm, extruded board of 100 mm and plastering with surface mortar or grid cloth of 20 mm; B is the structure of rear wall and 2 side gable, and from inside to outside are clay brick of 370 mm, bonding mortar of 20 mm, phenolic insulation board of 50 mm and plastering with surface mortar or grid cloth of 20 mm.

图3 异质复合墙体日光温室热电偶布置图

Fig. 3 Thermocouple layout of heterogeneous composite wall solar greenhouse

2.2 指标选取

影响温室温度的因素有很多^[25], 在温室结构及材料一致的情况下地温、室外温度、风速、太阳辐照度、湿度、时间等众多因素都会对温室内部温度场产生影响。但是这些影响因素并非全都应当作为神经网络预测的自变量, 比如地温、湿度在温室全天几乎没有大规模变化, 而风速的随机性过强且对温度场的影响具有时间滞后性。因此在排除一些相关性不强和非线性因素后决定采用室外温度、太阳辐照度和时间因素^[26], 这三个因素能充分反映因变量随自变量的变化, 又能够考虑到温度场的时间序列性质, 即当前时刻温度场分布是由上一时刻变化得到的。

因变量即为温室中设置的24个热电偶所在位置的温度数值。

2.3 算法步骤

1) 输入温室训练样本, 选定自变量与温度因变量; 2) 确定最优光滑因子; 3) 通过该光滑因子建立广义回归神经网络; 4) 给出要预测温室的外界环境条件; 5) 带入已建立的神经网络得到温室24个热电偶的温度值; 6) 通过三次样条插值的方法拟合温室温度场。

2.4 留一优化法确定最优光滑因子与输入样本

本研究中共提供了168组原始样本, 这些样本中有部分数据可能由于条件较为极端而不适用与构建神

神经网络。通过留一优化法可以确定最合适的输入样本,还能够在此基础上计算出误差最小的光滑因子。

在留一法中将所有原始样本分为 n 组,其中任意选取一组作为测试组,选取 $n-1$ 组作为训练组。当分组数目过少时,虽然计算速度较快,但由于参与建立神经网络的样本数目过少,难以保证神经网络的准确性;当分组数目过多时,虽然准确性较高但是计算速度较慢。

本研究中的训练误差为温室所有采样点实际与预测温度差的绝对值的平均值,随训练组数的增加呈对数型下降趋势,在训练组数大于 20 后训练误差几乎不会变化(图 4)。训练时间与训练组数呈线性正相关关系,训练组数越多,训练时间越长。为在尽量减小训练时间的前提下选取训练组数使得训练误差较小,选取误差曲线的拐点作为最优训练组数,本研究中最优训练组数为 10 组,约为总训练样本数的 1/16。

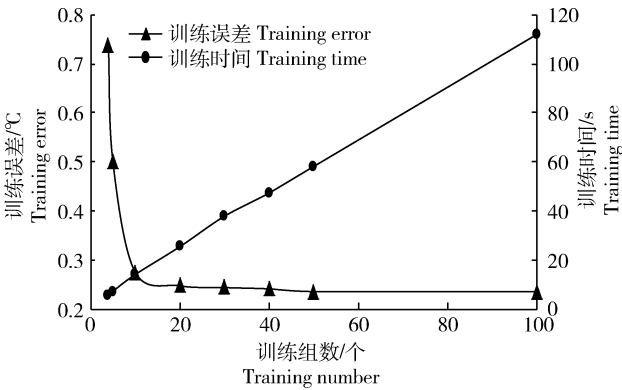


图 4 留一优化法最优分组数目

Fig. 4 Leave-one-out method to optimize the number of groups

2.5 三次样条插值法拟合温室温度场

为了更直观的检验预测结果的可靠性,在获得预测数据后需要对温室的温度场进行拟合。在已知部分采样点温度值的情况下对二维温度场的拟合需要着重考虑到温度场的连续性,三次样条插值法能够实现这样的拟合:

设在区间 $[a, b]$ 取 $n+1$ 个节点 x_0, x_2, \dots, x_n , 且满足 $a = x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n = b$, 函数 $y = f(x)$ 在各个节点处的函数值为 $y_i = f(x_i), i = 0, 1, \dots, n$, 若 $S(x)$ 满足:

1) $S(x_i) = y_i, i = 0, 1, \dots, n$; 2) 在区间 $[a, b]$ 上, $S(x)$ 具有连续的二阶导数; 3) 在区间 $[x_i, x_{i-1}] (i = 0, 1, \dots, n-1)$ 上, $S(x)$ 是 x 三次的多项式, 则称 $S(x)$ 是函数 $y = f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上的三次样条插值函数。通过三次样条插值拟合的方法可以得到温度采样点截面上任意一点的温度, 由此结合 MATLAB 软件相关函数即可绘制出温室温度场。

2.6 交叉验证结果

通过交叉验证法可以验证本神经网络建立的合理性与可靠性,在总体样本中随机选取一个样本作为测试组,其他作为训练组,通过对照预测温度与真实温度,判断本研究所提广义回归神经网络的预测效果。

图 5 示出异质复合墙体日光温室在 6:00、13:00 和 20:00 时刻预测温度与实际温度的相关性。交叉验证试验表明 3 个时刻预测温度与真实温度的相关系数均大于 0.99, 说明该模型具有较好的预测精度与稳定性。

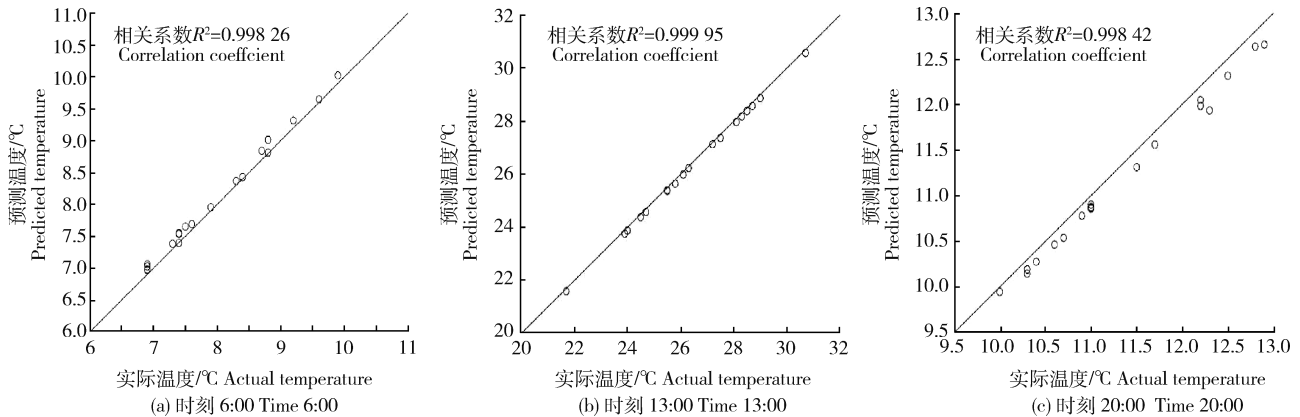


图 5 异质复合墙体日光温室不同时刻预测温度与实际温度的相关性

Fig. 5 Correlation coefficient between predicted temperature and actual temperature at different times

利用三次样条插值法分别拟合得到实际温度场与预测温度场(图 6),对比发现同一时刻实际与预测温度场分布状况基本一致,等温线分布几乎相同,

证明模型预测精度较高。不同时刻的预测温度场温度分布特征明显不同,说明模型泛化能力较强,能够预测多种环境条件下的温室温度。

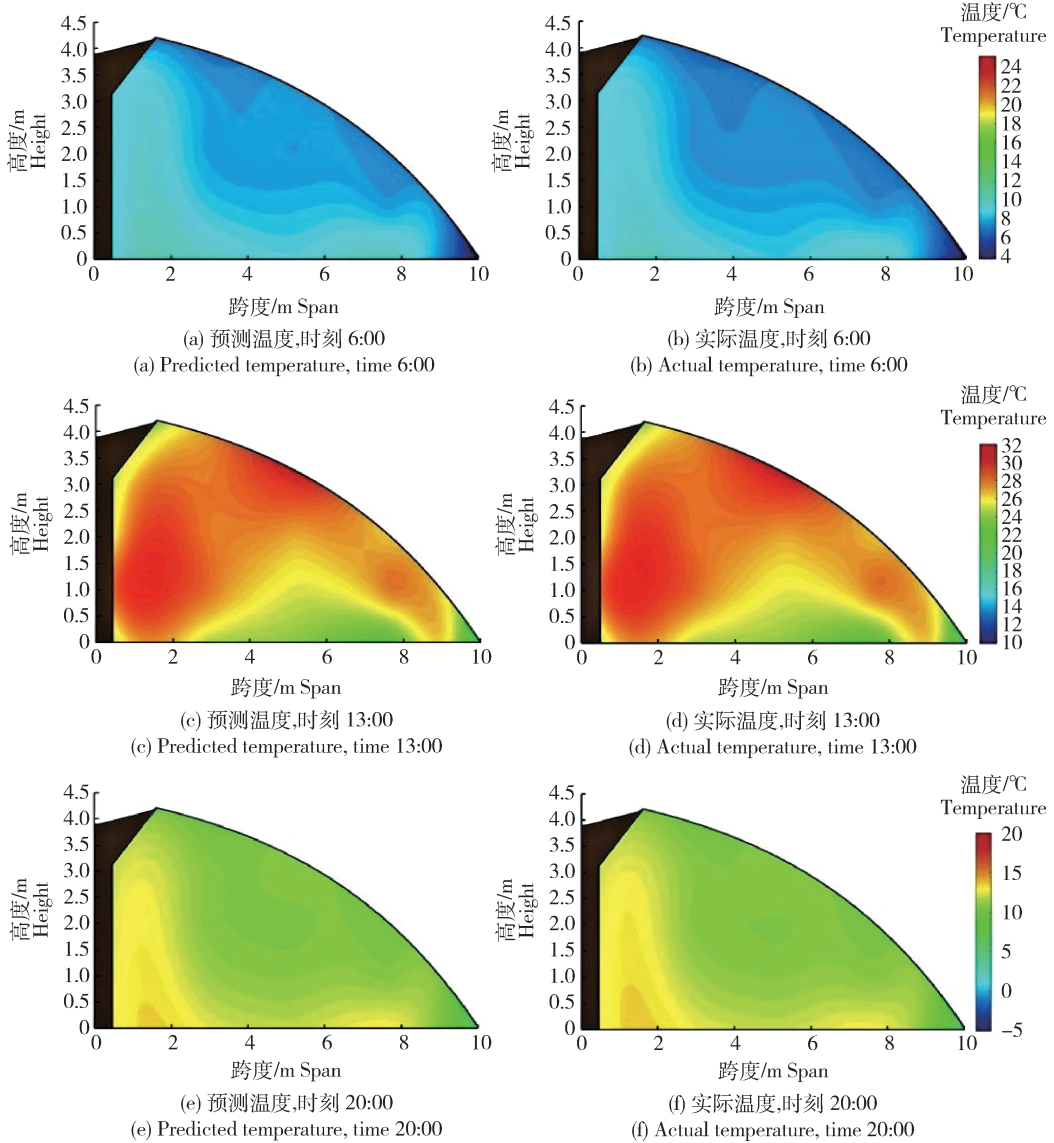


图 6 异质复合墙体日光温室不同时刻预测温度场与实际温度场对比

Fig. 6 Comparison of the predicted temperature field and actual temperature field of the solar greenhouse with composite heterogeneous walls at different times

3 实际应用

温室蔬菜定植需要严格控制温度。以茄果类蔬菜为例,定植时要求温室地下 10 cm 温度稳定在 10 °C 以上,定植后短暂极端天气下不得低于 8 °C。根据石家庄地区历史经验于 2 月 15 日定植最佳。由于近年来冬季雾霾、阴雨雪天气的影响,此时温室温度预测算法能够依据天气预报预测出最优定植时

间,在保证温度适宜的前提下尽量提早定植以实现增产增收。

对 2016 年温室的温度数据进行训练,预测 2017 年 1 月 15 日—2 月 15 日定植时期温室的温度,结果见图 7。由于温室地表气温是指导作物定植时间的关键指标,因此分析预测与实际的温室地表气温有较高的研究价值。图 7 中预测温度为根据该时段气象局提供的外界条件预测出的温室每日最

低地表气温,可以看出实际温度与预测温度整体趋势一致。2017年冬季气温相比往年较高,如果按照天气预报与本研究算法进行预测,可以将蔬菜定植时间提前到2月1日,提前了10~15 d,大大增加其

市场竞争力。如某年气温偏低,通过预测也能够适当推迟定植时间,防止蔬菜受到冷害而减产。除此以外,温室预测算法还可以用于模拟新型温室在不同地理环境下的适应能力,确定其推广与应用范围。

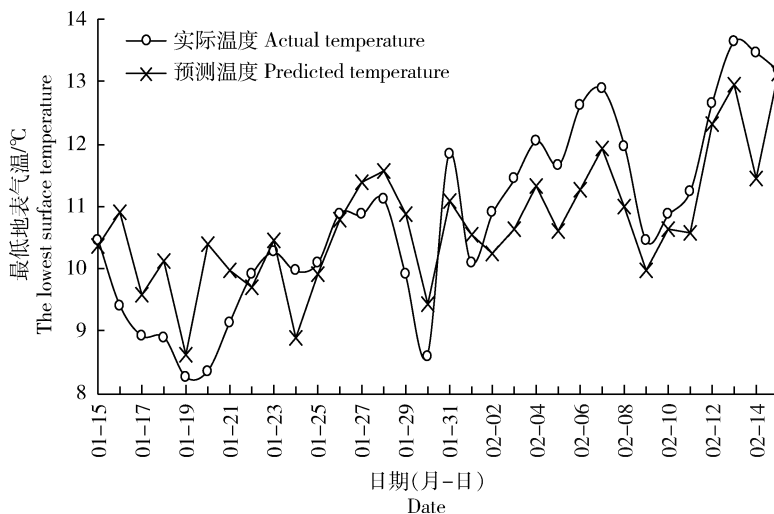


图7 2017年1月15日—2月15日定植前预测温度与实际温度对比

Fig. 7 Comparison of predicted temperature and actual temperature before planting in 2017

4 讨论与结论

本研究利用广义回归神经网络算法训练样本数据,通过三次样条插值法对训练结果拟合,建立了温室温度场预测模型。本模型预测温度与实际温度平均误差为 0.2765°C ,相关系数大于0.99。左志宇^[9]基于时序分析法的温室温度预测模型平均绝对误差为 0.2°C ,略好于本研究结果,这是由于该模型仅进行短时预测,而本研究模型用于长期预测。刘淑梅^[13]采用BP神经网络算法逐时气温预报模型的相关系数(0.95~0.99)低于本研究结果的相关系数(大于0.99)。同样在石家庄地区进行的研究,王春玲^[11]基于BP神经网络的冬季日光温室小气候模拟中温度训练值与实测值的均方根误差(RMSE)都在 2°C 以内,相关系数都在0.95以上,劣于本研究结果。综上,本模型预测效果良好,具有较好的精度与稳定性。但由于缺少相关实验数据验证,无法确定该模型在气候条件较为极端地区的预测性能。

本研究通过分析神经网络留一优化法的原理与应用效果,提出了一种确定最优分组数目的方法。本研究中分组数目约为总体训练样本数的 $1/16$ 时具有预测精度高、训练速度快的优势,但该结论仍需

在更大规模训练样本的条件下进一步验证。

温室温度预测模型具有较高的应用价值。对河北省农林科学院经济作物研究所设计建造的新型异质复合墙体日光温室进行试验验证结果表明,实际温度与预测温度虽有细微误差但整体趋势一致。通过对温室温度的精准预测,为新型异质复合墙体日光温室的保温性能、适用范围和蔬菜定植时间等提供了参考依据。也为其他新型温室的性能测评提供了新思路。

参考文献 References

- [1] Chen J L, Xu F, Tan D P, Shen Z, Zhang L B, Ai Q L. A control method for agricultural greenhouses heating based on computational fluid dynamics and energy prediction model[J]. *Applied Energy*, 2015, 141: 106-118
- [2] 郭芬芬. 基于MATLAB日光温室土壤二维传热模型的建立与应用[D]. 保定: 河北农业大学, 2014
Guo F F. The establishment and application of a two-dimension heat transfer model of soil in Chinese solar greenhouse based on MATLAB[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2014 (in Chinese)
- [3] 张悦. 日光温室冬季能量分配模型建立与能量分析[D]. 沈阳:

- 沈阳农业大学, 2016
- Zhang Y. Numerical modeling and energy distribution analysis of solar greenhouse in winter [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2016 (in Chinese)
- [4] Wang J W, Li S H, Guo S R, Ma C W, Wang J, Sun J. Analysis of heat transfer properties of hollow block wall filled by different materials in solar greenhouse [J]. *Engineering in Agriculture, Environment and Food*, 2017, 10(1): 31-38
- [5] 周伟, 李永博, 汪小岳. 基于 CFD 非稳态模型的温室温度预测控制[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(12): 335-340
- Zhou W, Li Y B, Wang X C. Model predictive control of air temperature in greenhouse based on CFD unsteady model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(12): 335-340 (in Chinese)
- [6] Seginer I, Boulard T, Bailey B J. Neural network models of the greenhouse climate[J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1994, 59(3): 203-216
- [7] Fourati F. Multiple neural control of a greenhouse [J]. *Neurocomputing*, 2014, 139: 138-144
- [8] Seginer I. Some artificial neural network applications to greenhouse environmental control[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1997, 18(2): 167-186
- [9] 左志宇, 毛罕平, 张晓东, 胡静, 韩绿化, 倪静. 基于时序分析法的温室温度预测模型[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(11): 173-177, 182
- Zuo Z Y, Mao H P, Zhang X D, Hu J, Han L H, Ni J. Forecast model of greenhouse temperature based on time series method [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(11): 173-177, 182 (in Chinese)
- [10] Sun W, Xu Y F. Using a back propagation neural network based on improved particle swarm optimization to study the influential factors of carbon dioxide emissions in Hebei Province, China [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2016, 112: 1282-1291
- [11] 王春玲, 魏瑞江, 申双和, 王鑫, 邢文发, 朱慧钦, 敖雪. 基于 BP 神经网络的冬季日光温室小气候模拟[J]. *中国农学通报*, 2014, 30(5): 149-157
- Wang C L, Wei R J, Shen S H, Wang X, Xing W F, Zhu H Q, Ao X. Microclimate simulation of sunlight greenhouse in winter based on BP neural network[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2014, 30(5): 149-157 (in Chinese)
- [12] 汪小岳, 丁为民, 罗卫红, 戴剑锋. 利用 BP 神经网络对江淮地区梅雨季节现代化温室小气候的模拟与分析[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(2): 235-238
- Wang X C, Ding W M, Luo W H, Dai J F. Simulation and analysis of micro-climate of gutter connected Venlo greenhouse during rainy season in Jianghuai region of China using BP neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2004, 20(2): 235-238 (in Chinese)
- [13] 刘淑梅, 薛庆禹, 黎贞贞, 李春, 宫志宏, 李宁. 基于 BP 神经网络的日光温室气温预报模型[J]. *中国农业大学学报*, 2015, 20(1): 176-184
- Liu S M, Xue Q Y, Li Z F, Li C, Gong Z H, Li N. An air temperature predict model based on BP neural networks for solar greenhouse in North China [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2015, 20(1): 176-184 (in Chinese)
- [14] 陈昕, 唐湘璐, 李想, 刘天麒, 贾璐, 卢韬. 二次聚类与神经网络结合的日光温室温度二步预测方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(S1): 353-358
- Chen X, Tang X L, Li X, Liu T Q, Jia L, Lu T. Two-steps prediction method of temperature in solar greenhouse based on twice cluster analysis and neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery* 2017, 48(S1): 353-358 (in Chinese)
- [15] 余朝刚, 王剑平, 应义斌. 基于径向基函数神经网络的温室室内温度预测模型[J]. *生物数学学报*, 2006, 21(4): 549-553
- Yu C G, Wang J P, Ying Y B. Greenhouse temperature prediction model based on radial basias function neural networks[J]. *Journal of Biomathematics*, 2006, 21(4): 549-553 (in Chinese)
- [16] 许童羽, 王珑, 张晓博, 陈春玲, 须晖, 周云成. RBF 神经网络在北方日光温室湿度模拟预测中的应用[J]. *沈阳农业大学学报*, 2014, 45(6): 726-730
- Xu T Y, Wang L, Zhang X B, Chen C L, Xu H, Zhou Y C. Application of RBF neural network in humidity simulation and prediction of northern sunlight greenhouse [J]. *Journal of Shenyang Agricultural University*, 2014, 45(6): 726-730 (in Chinese)
- [17] Ferreira P M, Faria E A, Ruano A E. Neural network models in greenhouse air temperature prediction [J]. *Neurocomputing*, 2002, 43(1): 51-75
- [18] 张晓丹. 参数优化支持向量机的农业大棚温室温度预测模型[J]. *北华大学学报: 自然科学版*, 2017, 18(4): 557-560
- Zhang X D. Prediction model on agricultural greenhouse temperature based on support vector machine with parameter optimization [J]. *Journal of Beihua University: Natural Science*, 2017, 18(4): 557-560 (in Chinese)
- [19] Yu H H, Chen Y Y, Hassan S G, Li D L. Prediction of the temperature in a Chinese solar greenhouse based on LSSVM optimized by improved PSO [J]. *Computers and Electronics in*

- Agriculture, 2016, 122: 94-102
- [20] 薛庆禹, 黎贞发, 刘淑梅, 李春, 宫志宏, 郭晶, 柳芳. 基于 BP、RBF、GRNN 神经网络及多元曲线拟合的北方冬季日光温室最低气温预报研究[C]//第 32 届中国气象学会年会. 天津: 中国气象学会, 2015: 817-829
- Xue Q Y, Li Z F, Liu S M, Li C, Gong Z H, Guo J, Liu F. Low temperature predict models which are based on BP, RBF, GRNN neural networks and multivariate curve fitting for solar greenhouse in north China[C]. In: *The 32nd Annual Meeting of Chinese Meteorological Society*. Tianjin: Chinese Meteorological Society, 2015: 817-829 (in Chinese)
- [21] 郗丽娟, 赵付江, 韩晓倩, 韩建会, 尹庆珍. 双屋面日光温室的结构设计和温光性能分析[J]. 中国农学通报, 2014, 30(5): 145-148
- Qie L J, Zhao F J, Han X Q, Han J H, Yin Q Z. Structural design and analysis of temperature and illumination performance of double-roof solar greenhouse [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2014, 30(5): 145-148 (in Chinese)
- [22] 郗丽娟, 赵付江, 韩晓倩, 韩建会, 尹庆珍. 三连栋日光温室的结构设计与建造[J]. 河北农业科学, 2014, 18(2): 100-103
- Qie L J, Zhao F J, Han X Q, Han J H, Yin Q Z. Structure design and construction of three-span sunlight greenhouse[J]. *Journal of Hebei Agricultural Sciences*, 2014, 18(2): 100-103 (in Chinese)
- [23] 郗丽娟, 赵付江, 韩晓倩, 韩建会, 尹庆珍. 三连栋日光温室的温度性能分析[J]. 河北农业科学, 2016, 20(3): 27-31
- Qie L J, Zhao F J, Han X Q, Han J H, Yin Q Z. Analysis of temperature performance of three-span sunlight greenhouse [J]. *Journal of Hebei Agricultural Sciences*, 2016, 20(3): 27-31 (in Chinese)
- [24] Specht D F. A general regression neural network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(6): 568-576
- [25] 王丽艳. 基于 MATLAB 的温室作物适宜环境参数优化与调控技术研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2009
- Wang L Y. Optimization on environment parameters and design of adjust technology of greenhouse environment based on MATLAB[D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2009 (in Chinese)
- [26] 李晋, 秦琳琳, 岳大志, 吴刚, 薛美盛, 陈薇, 王子洋, 胡振华. 试验温室温度系统建模与仿真[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(7): 1869-1875
- Li J, Qin L L, Yue D Z, Wu G, Xue M S, Chen W, Wang Z Y, Hu Z H. Experiment greenhouse temperature system modeling and simulation[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(7): 1869-1875 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春