

基于 FALCON 的温室自动控制方法研究

张 静,何东健,李书琴,韩 敏

(西北农林科技大学 信息工程学院,陕西 杨凌 712100)

[摘 要] 针对传统控制方法无法综合考虑温室环境参数相互关联和影响的不足,提出用 RBF 网络进行温室建模,用 FALCON 进行温度、湿度、光照等参数控制的方法。仿真结果表明,该方法对温室标准环境参数拟合效果好,控制过程响应快、无震荡、超调量小、稳态误差小。利用该方法能提高温室控制系统的精确性、适应性和鲁棒性。

[关键词] RBF 网络;FALCON;温室环境参数控制

[中图分类号] TP273+.2

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2007)08-0189-04

Study on greenhouse automatic control system based on FALCON

Zhang Jing, He Dong-jian, Li Shu-qin, Han Min

(College of Information Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In view of the fact that controlling methods can't consider colligately the problems of the environment parameters of greenhouse associating with and influencing others, the method was established by using RBF net to model the environment of greenhouse and FALCON so as to realize the controlling of temperature, humidity, and illumination. Experimentation results show that the standard environment parameters have been well approached, and the controlling process has good velocity response, with characteristics of no shaking, little overshoot and steady state error. This method can be used to improve accuracy and robustness of the greenhouse control system.

Key words: RBF neural network; FALCON network; environment data controlling for greenhouse

温室环境是一个非线性、动态的、多变量耦合的大延时系统,采用传统的控制方法不能很好地解决这些问题^[1-2]。温度、湿度、光照是植物生长最重要的 3 个参数,而这 3 个参数的变化又互相影响,例如采用喷雾降温法在降低温度的同时又增大了湿度,同时也减少了温室内部的透光度。另外,改变某参数又可能影响作物对其他参数的敏感程度,例如温度是影响幼苗光合速率的重要因素,在低温条件下,净光合速率较低,随着空气温度的升高,净光合速率迅速增加^[2]。因而很难用一个固定的数学模型去描述这些因素的复杂耦合关系。

单纯用模糊控制方法或者神经网络方法也不能很好解决这个问题。模糊控制方法能解决控制过程中的不确定关系^[3-4],但需要操作人员的实际经验,这种经验是人们实际控制过程中对模糊信息的归纳,然而因温室和操作人员各异,导致操作、控制的不合理,势必影响到控制效果。神经网络控制能利用其学习和自适应能力实现非线性控制和优化^[5-6],但是网络很难表达控制过程中的不确定因素^[2]。因此,本研究试图采用兼具神经网络和模糊控制优点的模糊神经网络温室自动控制方法,以期提高温室环境参数的控制精度和系统的稳定性,为温室的管

1 收稿日期] 2006-06-30

[基金项目] 陕西省自然科学基金项目(2004D12)

[作者简介] 张 静(1982-),男,湖北荆门人,在读硕士,主要从事计算机应用技术研究。

[通讯作者] 何东健(1957-),男,陕西西乡人,教授,博士,博士生导师,主要从事图像分析与识别、智能检测与控制、多媒体技术网络应用等研究。

理运行提供满意的控制效果。

1 温室环境建模

任何形式的温室控制系统都需要一个作物生长环境参数的标准值来指导控制过程,即系统通过现场数据和标准参数的比较,将比较的结果进行处理后产生控制决策。显然,标准参数的准确与否决定着控制结果的好坏,因此,获取准确的标准温室作物的参数模型是十分重要的。

RBF 神经网络具有强大的非线性拟合能力^[7-8],可利用 RBF 神经网络建立作物生长的标准温室环境模型。将采集的作物各生长阶段的标准数据作为输入样本,训练后即可得到作物生长各阶段的参数模型。该 RBF 网络结构如图 1 所示。

现以冬季黄瓜栽培为例介绍温室标准环境模型的建立。在参考温室黄瓜栽培的成功经验与与相关科研人员联合试验的基础上,以黄瓜栽培生理理论

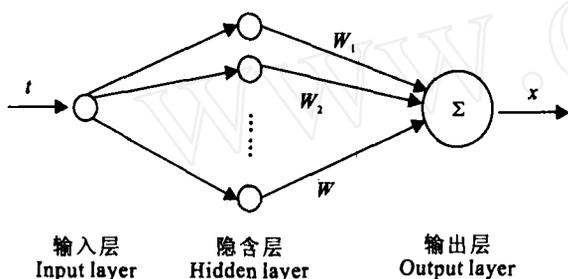


图 1 RBF 网络的结构

Fig.1 Architecture of RBF network

2 温室模糊神经网络控制器的构建

2.1 FALCON 网络原理

模糊控制技术与神经网络的集成有多种形式,按照结合方式不同分为基于神经网络的模糊系统和模糊神经网络等。模糊自适应学习控制网络(Fuzzy adaptive learning control network, FALCON)属于模糊神经网络的一种^[9]。FALCON 以神经网络技术实现模糊逻辑推理,神经元的连接结构可以接受训练来开发模糊逻辑规则及决定合适的输入-输出隶属函数,其结构模型如图 3 所示。

第一层节点只是将输入值直接传送给下一层;第二层的输出是一个隶属函数,常用的隶属函数很多,本文采用钟型隶属函数;第三层用于实现模糊逻辑

为基础,以温室黄瓜生长过程为顺序,采集了黄瓜生长的标准环境参数(利用前端采集器每小时采集 1 次),按照黄瓜栽培生命周期(播前准备-发芽期-幼苗期-抽蔓期-挂果期)分别进行整理筛选。

对黄瓜各个生长阶段的每个参数分别建立 RBF 网络进行拟合,网络输入 t 为相对于阶段起始采集时间的量化形式,即:

$$t = t_{now} - t_{start} \tag{1}$$

式中: t_{now} 、 t_{start} 分别为当前采集时间和本生长阶段的起始时间,单位为 h。

输出 x 为该时间的环境参数,如温度、湿度、光照、CO₂ 含量等。

利用各自样本对各个 RBF 网络进行拟合训练,黄瓜幼苗期温度拟合结果如图 2 所示。RBF 网络对函数的拟合过程相对简单,限于篇幅,在此不再赘述。

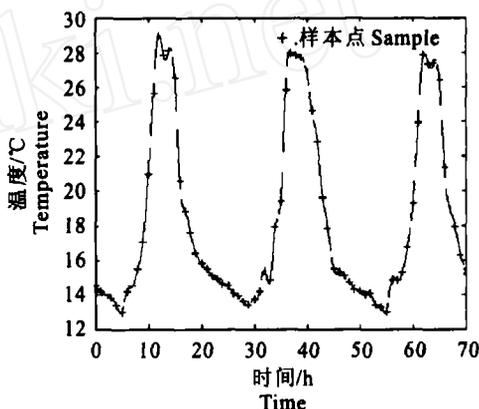


图 2 黄瓜幼苗期温度的 RBF 拟合

Fig.2 Chart of temperature approaching for the period of seedling of cucumber by RBF

辑规则的前提匹配,规则节点完成模糊“与”运算;第四层的节点有两种运算模式,即由上至下和由下至上的传输模式。在由下至上的传输模式中,节点实现模糊“或”运算,把具有同样结果的激发规则予以集成;在由上至下的传输模式中,除只用一个单节点实现输出语言变量的隶属函数外,该层节点和第五层节点的连接与第二层的功能完全一样;第五层节点也有两种功能,在由下至上的传输模式中其实现了将模糊值转换成精确值的反模糊化过程,在由上至下的传输模式中,其作用与第一层节点相同^[9]。

2.2 网络初始结构的确定

影响作物生长的因素很多,但诸多因素中最重要温度、空气湿度、光照强度为强耦合参数,所以,主要用 FALCON 解决这 3 个参数的控制。据此,

确定网络的输入层为 6 个单元,分别为温度误差 te 、温度误差的变化率 $d te$ 、空气湿度误差 hu 、空

气湿度误差的变化率 $d hu$ 、光照强度误差 il 、光照强度误差的变化率 $d il$ 。

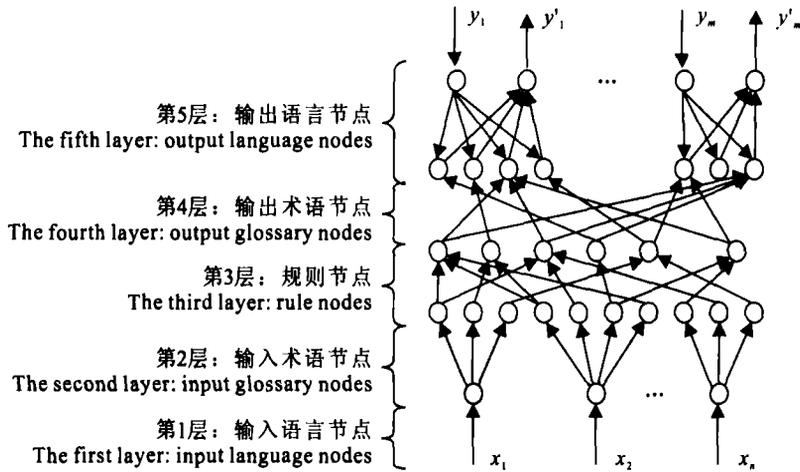


图 3 FALCON 的结构模型

Fig. 3 Architecture of FALCON

与温度、湿度、光照强度最为相关的控制执行机构有侧窗、天窗、鼓风机、外遮阳、补光灯、加热机。因此,输出层的神经元确定为 6 个。

将输入单元各语言划分为 5 个术语值,即负大、负小、零、正小、正大(分别表示为 NB, NS, ZE, PS, PB),由于有 6 个输入单元,所以输入术语节点数目为 30 个。

输出单元语言划分为负小、零、正小(分别以 NS, ZE, PS 表示),因此输出术语节点的个数为 18 个。

由于网络通过自组织训练能够精简网络结构,去除无意义的规则连接,所以初始规则考虑到所有可能的组合,节点数取最大值为 5^6 个。

2.3 网络训练

FALCON 采用混合学习算法。混合学习的第一阶段采用无监督的自组织学习,设置初始隶属函数并检测模糊逻辑规则的存在性。第二阶段采用有导师学习方法,为期望的输出最佳地调整隶属函数的参数^[10]。

2.3.1 自组织学习阶段 这个阶段网络以双边的方式工作,即第四层的节点和连接处为由上至下的传输模式。其学习内容包括:(1)隶属函数的初始化。隶属函数的初始中心和宽度由类似统计聚类技术的自组织学习来确定^[10]。(2)规则的淘汰与合并。当隶属函数的参数找到后,第二层术语节点的输出可以传输到规则节点,从而可得到各规则节点的激发强度。根据激发强度和第四层术语节点的输

出,便可确定各规则节点的正确结论,并使用竞争学习算法寻求现存的模糊逻辑规则^[10]。模糊逻辑规则确定之后,整个网络结构便已确定。

2.3.2 有导师学习阶段

第二阶段的有导师学习将最佳地调整输入和输出隶属函数的参数。该网络以前馈的方式工作,第四层和第五层处于由下至上的传输模式。在有导师学习阶段,本研究选择学习能力较强的 BP 网络来实现。其各输出的误差函数为:

$$E = \frac{1}{2} (y_i(t) - y_i^d(t))^2, (i=0, 1, 2, 3, 4, 5)。(2)$$

式中: E 为误差; $y_i(t)$ 为当前输出; $y_i^d(t)$ 为期望输出。

参数调整规则为:

$$W - \frac{\partial E}{\partial W} = - \frac{\partial E \partial f}{\partial f \partial W}; (3)$$

$$W(t+1) = w(t) + W。(4)$$

式中: W 为调整量; f 为该层的激励函数; $W(t+1)$ 为调整后的参数; $w(t)$ 为调整前的参数; 为学习速率。

根据式(3)可推导出第五层和第二层中心和宽度的调整量,根据式(4)对宽度和中心进行调整,第四层和第三层无须调整中心和宽度,只需要计算误差信号并传送给下一层。

3 方法验证与比较

3.1 控制过程

先用各自样本对用于建模的多个 RBF 网络和

用于控制的 FALCON 进行训练。在采集实测参数的同时将采集时间输入相应的训练好的 RBF 网络。将当前采集的实测参数与 RBF 网络输出的标准参数进行比较得到参数误差和参数误差的变化率,然后将参数误差和误差变化率作为已经训练好的 FALCON 网络的输入,经 FALCON 网络形成控制决策输出。系统工作流程如图 4 所示。

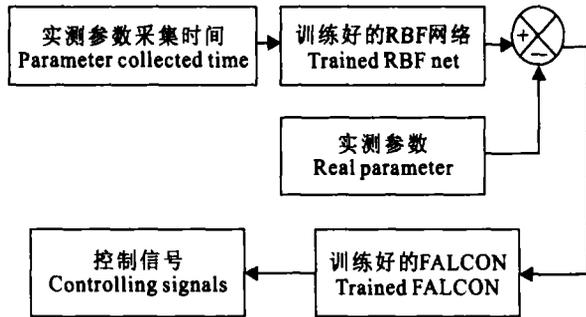


图 4 系统工作流程图

Fig. 4 Flow chart of the system

4 结 论

(1) 利用 RBF 网络进行温室环境建模,其非线性拟合度好,能大大增强标准参数的准确性和实时性。

(2) 基于 FALCON 的温室自动控制的各项指标明显优于传统控制方法,并提高了系统的适应性和鲁棒性。

[参考文献]

- [1] 李秀梅. 基于 Rabbit 2000 智能温室采集控制器的研究开发[D]. 辽宁大连:大连理工大学,2004.
- [2] 李迎霞. 温室环境智能控制算法研究[D]. 北京:中国农业大学,2005.

3.2 系统仿真

图 5 为在同一二阶系统下 PID 控制、模糊控制和 FALCON 控制的响应仿真曲线。由图 5 可以看出,PID 控制响应快,但超调量大,调节时间长;模糊控制超调量小、响应较快、调节时间短,但无法消除稳态误差;FALCON 控制超调量小、响应快、无震荡,并且减小了稳态误差。

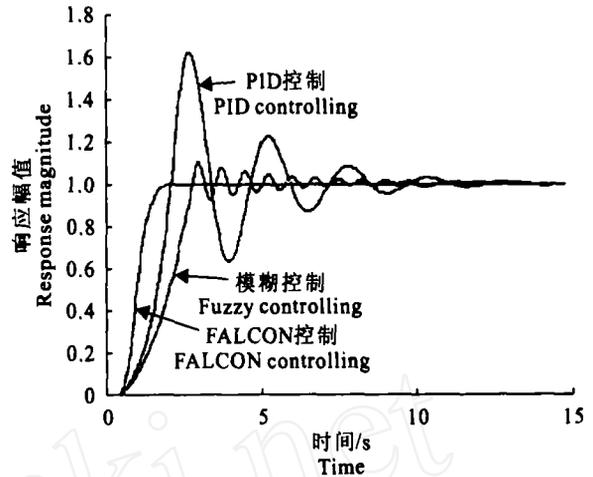


图 5 PID 控制、模糊控制和 FALCON 控制的仿真结果比较

Fig. 5 Comparison of simulating results of PID control ,fuzzy control and FALCON control

- [3] 余泳昌,胡建东,毛鹏军. 现代化温室环境参数的模糊控制[J]. 农业工程学报,2002,18(2):72-75.
- [4] 宫赤坤,陈翠英,毛罕平. 温室环境多变量模糊控制及其仿真[J]. 农业机械学报,2000,31(6):52-54.
- [5] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京:高等教育出版社,2001.
- [6] Khalid M,Omatu S. A neural network controller for a temperature control systems[J]. IEEE Control Systems,1992,6:50-64.
- [7] 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,2005.
- [8] 刘金琨. 智能控制[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
- [9] 王钟生. 智能监测与控制技术[M]. 西安:西北工业大学出版社,2002.
- [10] 李人厚. 智能控制理论和方法[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999.