

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802034

改进的BP神经网络PID控制器在 温室环境控制中的研究*

袁建平 施一萍 蒋宇 江鹏

(上海工程技术大学 电子电气工程学院 上海 201600)

摘要: 为了更好的实现对温室环境系统的智能控制,针对温室环境系统存在非线性、强耦合、大滞后、强时变等问题,在分析BP神经网络技术的基础上,提出并设计出一种基于遗传-粒子群优化的BP神经网络PID控制器,该控制器结合遗传算法强全局搜索能力以及粒子群算法强局部搜索能力和收敛速度快的特点,对神经网络的权值进行优化,对温室环境系统起到了有效的控制。最后对常规和改进后的BP神经网络PID控制器进行仿真对比研究。仿真结果表明,经过改进后的BP神经网络PID控制有更好的稳定性和鲁棒性。

关键词: BP神经网络;遗传算法;粒子群算法;PID控制;智能控制;温室环境

中图分类号: TP13;TN349 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Research on improved BP neural network PID controller in greenhouse environment control

Yuan Jianping Shi Yiping Jiang Yu Jiang Peng

(College of Electrical & Electronic Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201600, China)

Abstract: In order to realize the intelligent control of the greenhouse environment system better, aiming at the problems of non-linear, strong coupling, large lag and strong time-varying in greenhouse environment system, this paper proposes and designs a BP neural network PID controller based on genetic-particle swarm optimization on the basis of analyzing BP neural network technology. Combining the strong global search ability of genetic algorithm and the strong local search ability and fast convergence speed of particle swarm optimization algorithm, the controller optimizes the weights of neural network and effectively controls the greenhouse environment system. Finally, a comparative study of conventional and improved BP neural network PID controllers is carried out. The simulation results show that the improved BP neural network PID control has better stability and robustness.

Keywords: BP neural network; genetic algorithm; particle swarm optimization; PID controller; intelligent control; greenhouse environmental

0 引言

智能温室环境系统作为一种低能耗、高产出的现代农业技术,其通过智能控制技术调节影响温室环境中农作物生长的各种因素(温度、湿度和CO₂等),使农作物在适宜的生长空间中生长并提高作物产量。作为非线性、多时变复杂控制的典型,温室环境系统中各种影响因素之间还存在着高度耦合的关系。传统的PID控制已经不足以控制这一复杂系统。因此,在这个阶段,需要一种有效的控制方法来模拟温室环境系统并准确有效地控制它。现有的控制

系统方案一般都采用传统的PID控制,这种方法控制简单、便于实现且适用性强,所以已经无法对这一系列复杂对象进行有效的控制。研究表明,BP神经网络PID是一种利用自身具有自学习的能力,对系统参数进行整定的控制技术,其核心思想沿用了常规PID控制的控制思想,而且还 将神经网络对非线性复杂系统的表达能力相结合,对控制参数进行在线的有效的学习,从而达到智能化的控制效果。

如今,BP神经网络PID控制广泛应用于各种领域,例如现代智慧农业^[1-2]。然而,BP神经网络在训练训练样本时过度于依赖对网络初始权值的选取,使得它在训练过程

收稿日期:2018-08-28

* 基金项目:上海工程技术大学学科建设项目(2018xk-A-03)资助

中收敛速度缓慢,而且易于陷入局部最小解。

本文提出并设计了一种新型的控制器——基于遗传-粒子群优化的 BP 神经网络 PID 控制器,来实现对温室环境系统的智能控制。该控制器结合了遗传算法(genetic algorithm,GA)的强大全局搜索能力以及粒子群算法(particle swarm optimization,PSO)强大的局部搜索能力和快速收敛速度的优势,优化 BP 神经网络权重以获得新的控制方法,其结合了两者的优点,使控制效果更趋于稳定。实验仿真研究表明,该控制方法的控制器可以更好、更有效地控制温室环境的温度和湿度,从而提升温室环境的控制品质和提高农作物的产量。

1 温室环境系统数学模型

本文考虑了温室内外环境因素,利用一系列微分方程对温室温度和湿度进行精确建模,温度和湿度模型的公式如下:

$$V\rho c_p \frac{dT_{in}(t)}{dt} = h_c A_c (T_{out}(t) - T_{in}(t)) + \rho c_p V_{in} (T_{out}(t) -$$

$$T_{in}(t)) + kQ_{rad}(t) - \lambda E(t) \cdot A + Q_{heat}(t - t_d) \quad (1)$$

式中: $T_{out}(t)$ 、 $T_{in}(t)$ 分别为室内外温度; V 为温室体积; ρ 为空气密度; c_p 为温室室内气体定容比热; k 为温室空气吸收的太阳辐射传热系数; h_c 为温室覆盖层与温室中气体与气体对流的热交换系数; A_c 为温室覆盖层面积; λE 为作物蒸发潜能速率; V_{in} 为温室的通风率; Q_{rad} 为投在温室覆盖层的太阳辐射; Q_{heat} 为加热器的加热功率。

根据实际测量数据和控制经验,对式(1)分析证明可得,被控温室环境系统的控制过程的传递函数可近似为:

$$G(s) = \frac{K e^{-\tau s}}{T s + 1} \quad (2)$$

式中: K 表示静态增益; T 表示时间常数; τ 表示纯滞后时间。

2 常规 BP 神经网络 PID 控制

目前,国内外都流行采用常规 BP 神经网络 PID 控制器对智能温室环境系统进行参数控制。常规的控制结构如图 1 所示。整个控制器由两部分组成:常规的 PID 控制器和 BP 神经网络。

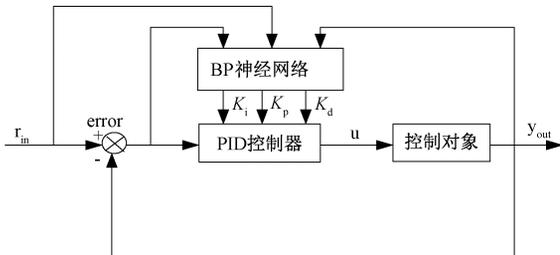


图 1 BP 神经网络 PID 控制系统结构

其中,取 BP 神经网络 3 层网络结构(输入层、隐含层、输出层)^[3-4],其结构如图 2 所示。由结构图可以看出输出层的 3 个输出节点依次对应 PID 控制器的 3 个控制参数

K_p, K_i, K_d 。控制算法流程如图 3 所示。

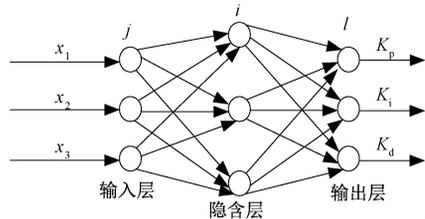


图 2 BP 网络结构

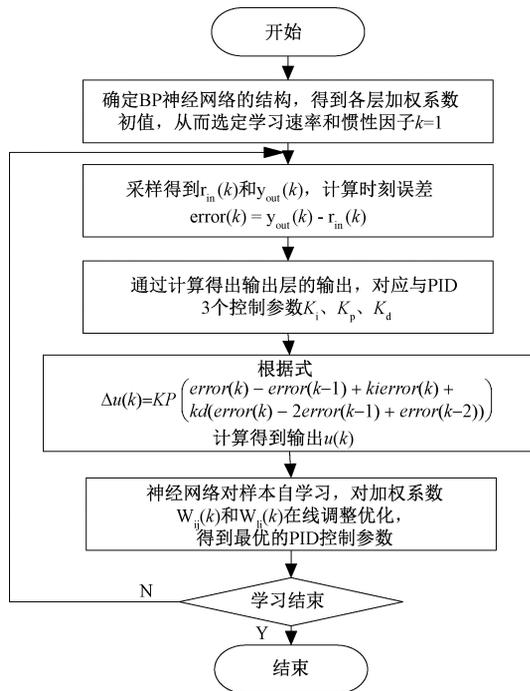


图 3 BP 神经网络 PID 控制算法流程

3 改进的 BP 神经网络 PID 控制

根据研究人员的总结发现,BP 神经网络在初始权重的选取中要格外注意,因为其影响训练效果,且 BP 神经网络初始权重是根据经验随机确定选取的,从而导致常规的 BP 神经网络 PID 控制器不适用于温室环境系统对各影响因素的智能控制。

本文利用遗传算法与粒子群算法对 BP 神经网络的初始权重进行离线优化,对网络的初始权值进行有效选取,设计出具有最优控制参数的控制器。

3.1 遗传优化算法

遗传算法是基于生物进化思想自适应启发式全局随机搜索算法。该算法的进化原则采用了达尔文进化论中提出的“适者生存、优胜劣汰”的原则。它通过基本遗传运算操作^[5-9](选择、交叉、变异),不断的将这些遗传操作进行循环进化,从而得到全局的最优解。但标准遗传算法和种群的

进化代数有着密不可分的关系,即种群的迭代次数增加,种群的多样性就随之减少,这样就导致在进化的过程中容易出现种群早熟的现象——得不到全局的最优解,取而代之得到次优解。可以设遗传算法所涉及问题的数学模型为:

$$\max_{x \in \Omega} f(x) \text{ 或 } \min_{x \in \Omega} f(x) \quad (3)$$

式中: $f(x)$ 是目标函数; Ω 是目标可行域。

3.2 粒子群优化算法

粒子群算法是一种迭代优化算法,类似于鸟类的觅食行为。设在 d 维目标搜索空间中,存在 N 个粒子构成了粒子群的群体,其中第 i 个粒子的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) (i = 1, 2, \dots, N)$, 是优化算法的一个潜在的解。其速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$, 其所经历过最优位置标记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 从而整个粒子群所经历的最优解位置标记为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{id})$, 其为迄今为止整个粒子群搜索得到的最优解^[10-12]。

粒子更新自身速度和位置公式如下所示:

$$\begin{cases} v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{i1}(t)) + \\ c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{i1}(t)) \\ x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m; d = 1, 2, \dots, D; r_1$ 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; k 是粒子迭代的次数; ω 为惯性权重。

3.3 基于 GA-PSO 算法的 BP 神经网络 PID 控制

1) BP、GA 以及 PSO 算法比较分析

关于针对 BP 算法在神经网络训练过程中存在问题的优化研究比比皆是,例如采用单独的遗传算法或者粒子群算法来优化 BP 神经网络。然而,这些算法的优化效果达不到理想要求,遗传算法作为一种自适应启发式全局随机搜索算法具有较强的全局搜索能力,但是对局部搜索较差,使得单独的遗传算法在后期进化中搜索效率较低,而且还容易产生“早熟”现象。粒子群算法简洁、容易实现以及收敛速度快,在对小规模优化问题上显现出了其优势,类似的,粒子群算法本身也存在一定的缺点,比如其全局搜索能力差。

在前人研究基础上,本文结合遗传算法和粒子群算法相结合,形成一种混合算法,该混合算法继承了遗传算法与粒子群算法的优点,利用其优势对 BP 神经网络进行优化改进,在此基础上设计出了一种基于混合优化的 BP 神经网络 PID 控制方法。

2) GA-PSO 算法分析

GA-PSO 算法中种群个体的组织方式如图 4 所示。

由图 4 可以看出,本算法结构分为两层:首先, N 个独立的子群(由遗传算法进化而来)构成算法的底层结构,主要作用是对种群进行全局搜索,算法底层为基础结构;由遗传算法经过全局搜索得到的所有子群的最优个体组成上层的精英群体^[9](采用粒子群算法进化),主要职责是对精英群中精英个体进行局部搜索,在搜索过程中不断使算法的

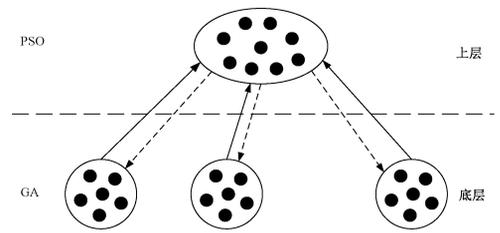


图 4 GA-PSO 算法种群个体组织方式

收敛速度加快。

算法步骤如下:

- (1) 算法首先初始化 N 个子群;
- (2) N 个子群各自采用遗传算法进行自身迭代优化;
- (3) 优化每个 GA 子群得到最优个体,取每个最优个体来构成上层 PSO 精英群的粒子,并且初始化这些粒子的速度;
- (4) 对 PSO 精英群采用标准粒子群算法进行迭代优化;
- (5) 判断并确定优化过程是否满足算法制定的停止准则,如果满足,则停止优化;否则底层的每个 GA 子群从上层 PSO 精英群中随机的选取 M 个粒子,用这些粒子随机替换掉自己的 N 个个体,返回到步骤(2)并继续优化。

3) GA-PSO-BP 神经网络 PID 控制器设计

针对 BP 神经网络在训练过程中在呈现出的问题,设计出基于 GA-PSO-BP 神经网络 PID 控制器,系统结构如图 5 所示。

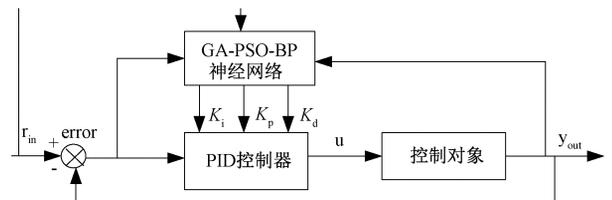


图 5 GA-PSO-BP 神经网络 PID 控制器

图 5 中控制器由两部分构成,分别为 GA-PSO-BP 神经网络和常规的 PID 控制器。常规 PID 控制器根据输入 r_{in} 和输出 y_{out} 之间的误差 $error$ 以及 3 个参数 K_i, K_p, K_d , 通过控制算法得到控制器输出 u ,再由控制对象的传递函数得到系统的输出 y ,从而实现 PID 控制器直接对受控对象的闭环控制。只要系统运行,BP 神经网络就可以运行状态通过自身的自整定能力调整优化加权系数,并自动 PID 控制参数调节,获得最优的控制参数,使系统性能指标达到理想状态。控制算法流程如图 6 所示。

4) GA-PSO 优化 BP 神经网络权重

GA-PSO 优化算法采用分层结构^[13-15],采用遗传算法和粒子群算法交替优化 BP 网络,遗传算法个体的长度由确定的 BP 神经网络结构确定。遗传算法优化 BP 神经网络

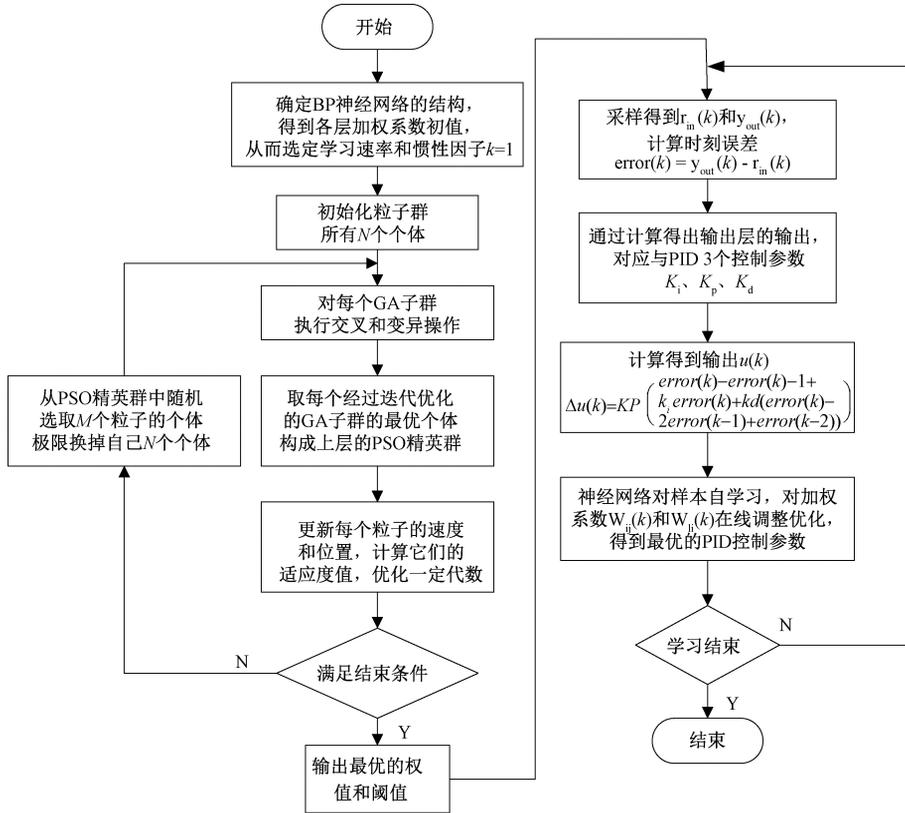


图 6 GA-PSO-BP-PID 控制算法流程

网络的权值和阈值,并且个体通过适应度函数计算个体适应度值,通过选择、交叉和变异操作找到对应于最佳适应度值的个体。将遗传算法迭代的每一次最优个体组成上层粒子群精英群,然后根据计算出的精英群中粒子的速率得到更新的位置,向新的发展方向,基于这些新的位置(权值的集合),得到最新的网络误差,同时,粒子通过不断的运动从而不断的更新网络权值。最后,将最优网络权值输入BP神经网络进行自学习,以达到训练效果。

4 应用与仿真

为了进一步说明提出的基于 GA-PSO 的 BP 神经网络 PID 控制器在控制效果上有较好的稳定性,本文利用常规的 BP 神经网络 PID 控制与经过优化的 BP 神经网络 PID 控制器的温室环境系统进行 MATLAB 仿真分析。

根据传递函数式(2),取 $K = 1, \tau = 2000, T = 500$, 控制器输出初始值 $u(k) = 0$ 。常规的,取惯性因子 $\omega = 0.6$,学习效率 $\eta = 0.1$ 。

GA-PSO-BP 神经网络 PID 控制器首先设置算法参数,初始化种群,找到最优极值,更新后进行迭代寻优。惯性因子 $\omega = 0.6$,粒子群规模 $SwarmSize = 100$,最大迭代次数 $MaxIter = 100$,最小适应值 $MinFit = 0.1$ 。

由于神经网络的初始权值对控制效果起很大作用,因此各算法权值的初始化值不同,其中,BP-PID 控制器的初

始权值取区间 $[-1, 1]$ 上的随机数,GA-PSO-BP-PID 控制器的初始化权值选取为:

$$\begin{aligned} w_i = & [-0.6394 \quad -0.2696 \quad -0.3756 \quad -0.7023; \\ & -0.8603 \quad -0.2013 \quad -0.5024 \quad -0.2596; \\ & -1.0749 \quad 0.5543 \quad -1.6820 \quad -0.5437; \\ & -0.3625 \quad -0.0724 \quad -0.6463 \quad -0.2859; \\ & 0.1425 \quad 0.0279 \quad -0.5406 \quad -0.7660]; \\ w_o = & [0.7576 \quad 0.2616 \quad 0.5820 \quad -0.1416 \quad -0.1325; \\ & -0.1146 \quad 0.2949 \quad 0.8352 \quad 0.2205 \quad 0.4508; \\ & 0.7201 \quad 0.4566 \quad 0.7672 \quad 0.4962 \quad 0.3632]. \end{aligned}$$

通过 GA-PSO 算法连续优化这些初始权值以获得最佳权值和阈值,并且将最佳权值和阈值输入到 BP 神经网络中以用于自学习调整。性能指标 ITAE 的变化曲线、PID 控制参数变化曲线如图 7、8 所示;各控制器的阶跃响应曲线如图 9、10 所示。

由图 7 和 8 可以看出,大概在迭代 25 次时,控制器的控制参数 K_p, K_i, K_d 以及性能指标逐渐趋于稳定。在遗传与粒子群算法的寻优过程中,性能指标 ITAE 不断减小,从而达到一个稳定的值,控制器的控制参数不断的趋近于一个最优解。对于不稳定的温室控制系统,经过遗传和粒子群优化的神经网络对控制参数进行迭代优化,可以合理的对参数 K_p, K_i, K_d 进行配置,达到了有效的控制。

使用常规的 BP-PID 控制算法对温室系统进行控制,

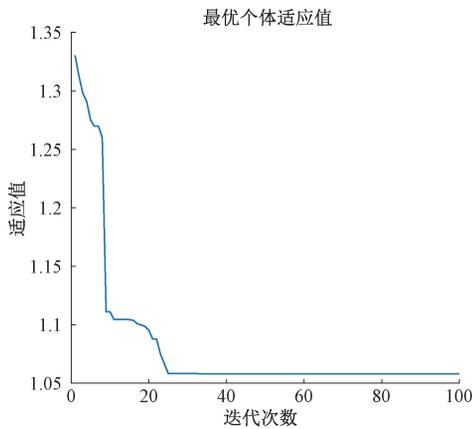


图 7 性能指标 ITAE 的变化曲线

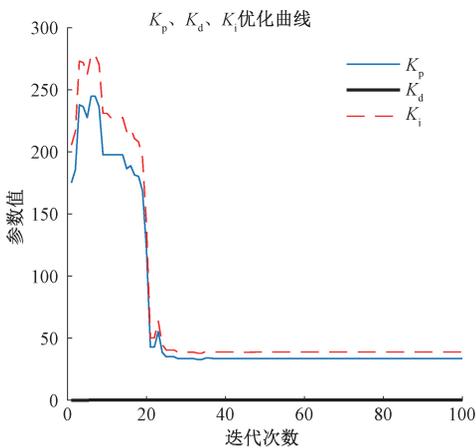


图 8 PID 控制参数变化曲线

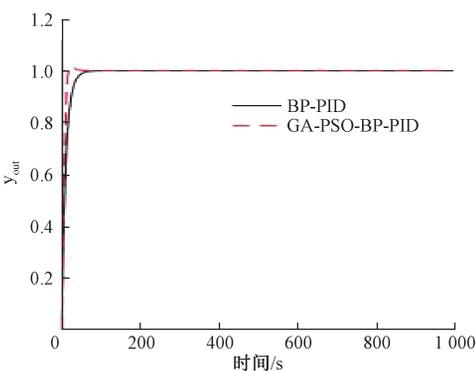


图 9 各控制器输出阶跃响应曲线

由于 BP 神经网络的自学习依赖于初始权值的选取,使得控制效果不尽人意,而 GA-PSO-BP-PID 控制算法利用遗传算法对 BP 神经网络的阈值和权值进行优化,每个个体通过适应度函数及一系列遗传操作计算出个体适应度值 ITAE,粒子群算法则根据这些最佳个体的速率不断的更新网络的权值,经过迭代,使得控制器输出最优的控制参

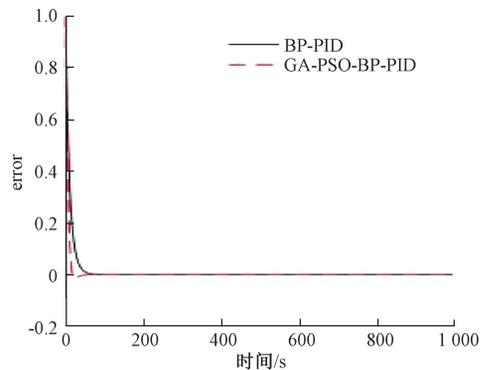


图 10 各控制器误差的阶跃响应曲线

数 K_p 、 K_i 、 K_d 。经过不同迭代次数所得的控制参数及性能指标如表 1 所示。

表 1 不同迭代次数下的控制参数及性能指标

迭代次数	K_p	K_i	K_d	ITAE
0	175.521	0.231	205.234	1.335
5	242.435	0.235	275.326	1.325
10	199.563	0.228	230.478	1.125
15	199.978	0.234	228.342	1.112
20	43.658	0.229	53.458	1.085
25	37.512	0.231	40.435	1.056
30	37.513	0.231	40.433	1.057
35	37.515	0.231	40.437	1.058

比较图 9 中两种算法的输出和误差曲线,GA-PSO-BP-PID 控制器具有最佳控制效果。通过将遗传算法强大的全局搜索能力与粒子群算法强大的局部搜索能力相结合,可以快速找到控制器的最佳控制参数。从输出曲线可以看出,在控制器控制的初始阶段,BP-PID 算法和 GA-PSO-BP-PID 算法的上升曲线的幅度偏差没有太大差异,基本处于重合状态,但是到粒子经过优化后,在得到系统误差函数后,曲线明显加快了收敛速度,使得系统到达稳定的时间明显减少。

5 结 论

本文在对常规 BP 神经网络 PID 算法进行研究的同时,总结了对常规 BP 算法训练神经网络的过程中存在的问题:BP 神经网络在训练过程中存在收敛速度慢,易陷入局部最优的缺陷。针对这些问题,对算法进行了优化和改进,结合遗传算法和粒子群算法优化了 BP 神经网络权值和阈值,使得算法对网络的在线训练效果得到充分的体现,得到最佳的 PID 控制参数,进一步提高了系统的控制效果。同时,将设计出的 GA-PSO-BP 神经网络 PID 控制器应用于温室环境系统中,采用 MATLAB 进行仿真研究。仿真结果表明,遗传算法和粒子群算法混合优化的 BP

神经网络 PID 算法在控制系统稳定性和鲁棒性上都要优于常规 BP 神经网络 PID 算法。

该控制器填补了常规 PID 控制在温室控制中参数难以整定,从而不能完成对控制系统控制效果不理想的不足。由于温室环境系统是一个复杂的控制系统,影响参数不仅仅局限于温度,还包括湿度、光照等环境参数,该控制器可以扩展到实际温室以上环境参数的应用中,以促进精准农业技术对于温室环境最佳状态控制的飞速发展,但是由于实际中温室环境同时受到不止一种或者两种环境参数的影响,在未来,会将工作重点放在同时处理两个以上的环境因素的控制器的改造,以适应多因素影响的温室环境系统。

参考文献

- [1] 王博,刘忠富,庄婧昱,等.基于 STM32 的无线温室大棚控制系统设计[J].电子测量技术,2017,40(6):42-46,57.
- [2] 王春香,纪松波.采用 ZigBee 技术的温室环境监控系统设计[J].电子测量技术,2014,37(12):120-122,126.
- [3] 吕伟,姚凯学.BP 神经网络 PID 控制算法在农作物干燥控制系统中的应用研究与设计[J].计算机测量与控制,2015,23(2):432-435.
- [4] 张永振,苏寒松,刘高华,等.基于 BP 神经网络的 PID 控制器参数调整[J].南开大学学报(自然科学版),2018,51(3):26-30.
- [5] 沈夏炯,王龙,韩道军.人工蜂群优化的 BP 神经网络在入侵检测中的应用[J].计算机工程,2016,42(2):190-194.
- [6] 余发山,康洪.基于 GA 优化 BP 神经网络的液压钻机故障诊断[J].电子测量技术,2016,39(2):134-137,146.
- [7] 吕国芳,张明艳.基于遗传算法 BP 神经网络的恒压供水系统的研究[J].电子设计工程,2015,23(15):78-81.
- [8] 许琴,颜海斌,杨建华,等.基于遗传算法的 BP 神经网络在电站锅炉主蒸汽温度控制系统中的应用研究[J].应用能源技术,2012(6):21-24.
- [9] 墨蒙,赵龙章,龚媛雯,等.基于遗传算法优化的 BP 神经网络研究应用[J].现代电子技术,2018,41(9):41-44.
- [10] 张扬,刘艳丽.PSO 优化 BP 神经网络的串联故障电弧识别方法[J].传感器与微系统,2016,35(7):22-25.
- [11] 何佳佳,李平,刘井平,等.改进 PSO 优化神经网络算法的人体姿态识别[J].传感器与微系统,2017,36(1):115-118.
- [12] 张文华.基于改进粒子群算法的神经网络 PID 控制研究[J].机械工程与自动化,2012(3):104-106.
- [13] 王永贵,林琳,刘宪国.基于 CGA 和 PSO 的双种群混合算法[J].计算机工程,2014,40(7):148-153.
- [14] 范柳斌,李路,陈妮娜,等.基于改进的粒子群和遗传算法的混合优化算法[J].上海工程技术大学学报,2011,25(3):262-265.
- [15] 孙旺.基于粒子群遗传算法的城市轨道交通列车折返时刻表优化研究[J].铁道运输与经济,2018,40(4):107-114.

作者简介

袁建平,硕士研究生,主要研究方向为复杂工业过程的自动控制。

E-mail: yjp930910@163.com

施一萍(通信作者),副教授、硕士生导师,主要研究方向为智能控制和软件工程。

E-mail: syp@sues.edu.cn