

BP神经网络PID控制器在聚合釜温控中的应用

任有志^{1*}, 杨亚威¹, 曾谦¹, 李竹青¹, 朱家兴²

(1. 河北科技大学机械工程学院, 河北石家庄 050000;

2. 河北省机电一体化中试基地, 河北石家庄 050000)

摘要:介绍了基于BP神经网络PID控制器的算法,在此基础上提出了多模态神经网络-PID方法。将神经网络PID与普通PID控制方法进行比较,结果表明,该方法具有自适应能力强、过渡时间短、鲁棒性好等特点,弥补了常规PID在聚合釜控制中参数难以整定等缺点。

关键词:BP神经网络;PID控制器;多模态;鲁棒性

中图分类号:TP13

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2016)02-0165-03

DOI:10.16606/j.cnki.issn.0253-4320.2016.02.043

Application of BP neural network PID controller in temperature control of polymerizer

REN You-zhi^{1*}, YANG Ya-wei¹, ZENG Qian¹, LI Zhu-qing¹, ZHU Jia-xing²

(1. School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology of Hebei, Shijiazhuang 050000, China;

2. Pilot Base, Mechanical and Electrical Integration of Hebei Province, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: The algorithm of BP neural network PID controller is introduced. The multi-model neural network-PID method is put forward. The comparison of neural network PID with conventional PID control method is performed as well. The results show that this method has the characteristics of strong adaptability, short transition time and good robustness. It has made up for the shortcoming of the difficulty to set in the conventional PID control of the polymerizer.

Key words: BP neural network; PID controller; multi model; robustness

在聚合生产过程中,聚合釜温度的控制在化工生产中起着重要的作用。常规PID已经在许多工厂的控温系统中得到了广泛应用,但是由于聚合釜生产过程是一个非线性、时变、滞后的复杂对象,所以用常规PID来控制这一类对象的效果并不是很理想。针对这种情况,本文中以聚合釜温度控制为研究对象,在常规PID控制器的基础上结合BP(back propagation)神经网络,通过神经网络对系统性能的学习找到能使系统性能达到最优化的PID控制参数,并将其直接送给常规PID控制器,从而得到基于BP神经网络整定的PID控制器^[1]。

1 控制策略研究

1.1 温度控制的工艺流程

聚合反应生产流程如图1所示,在升温过程中通过热进气动阀使热水进入盘管,进而将盘管中的冷水替换掉并将其从热回气动阀排出^[2];在聚合反应时,釜内会放出一部分热量,这时通过打开冷进气

动阀使冷水进入盘管以此带走聚合反应产生的热量,从而达到降温的作用。

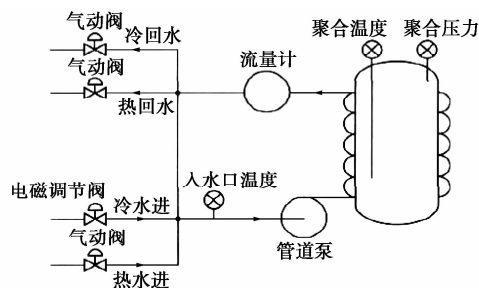


图1 聚合釜生产工艺示意图

该聚合反应分为3个阶段:第一阶段为升温阶段—聚合釜投料完毕,打开热水阀门向盘管通热水,使反应物迅速升温至38℃以达到发生聚合反应所需的温度;第二阶段为过渡阶段—反应物升温至38℃后保持不变,加入引发剂诱发聚合反应;第三阶段为反应阶段—聚合反应开始后进入正常放热阶段,盘管内通入冷水用来带走反应中产生的热量,使聚合温度维持在设定值不变。

1.2 控制方案的选择

聚合釜体积庞大,水温测量不均匀,因此该系统具有高度非线性、滞后性大且不易对其进行数学建模。通过对控制系统的观察可知,温升速率在不同聚合反应阶段差异很大,也就是说整个生产过程中工况也在不断变化。在升温阶段温升速率可以略大点,这样就能节省时间,提高生产效率;而在釜内温度接近设定温度时需要平缓升温,这样就可以减小超调量,尽早过渡到控温期,达到聚合反应要求的温度。

原先的单回路普通的 PID 控制存在的最突出的不足之处是 PID 参数无自适应能力,参数一旦确定完毕就会应用于所有的阶段,单独 1 组 PID 参数无法满足不同阶段下的控制情况。结合上述分析,应该选用一种策略,使该系统在升温阶段采用普通的 PID 方案进行控制,随着温度接近临近值时采用可以为 PID 分配与之相应的新的控制参数的方案,也就是需要有自整定功能。考虑到该系统比例、积分、微分这 3 个参数之间高度非线性关系,选用基于 BP 的神经网络 PID 控制,这样就具有了任意线性表达的能力。

经分析,最终选择多模态神经网络—PID 控制方案,即当温度偏差 e 在阈值之外时,采用普通 PID 控制方法来进行升温;当温度偏差 e 在阈值之内时,采用基于 BP 神经网络 PID 控制来进行控温。多模态复合结构如图 2 所示。它是利用软件开关来达到 2 种控制策略的选择的。这种控制方案的优点是,当温度偏差 e 在阈值范围之外时,采用普通 PID 策略,快速升温,达到要求温度。当温度偏差 e 在阈值范围之内时切换到基于 BP 的神经网络 PID 控制,提高系统响应速度,提高系统的阻尼性能,避免在响应过程中出现大幅的超调。这样就可以充分利用各自的优点,弥补各自的不足。

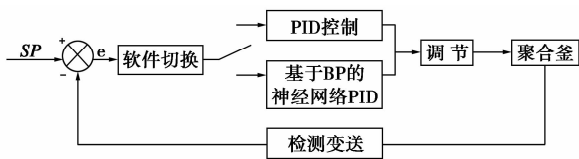


图 2 多模态神经网络-PID 结构框图

1.3 基于 BP 神经网络的 PID 控制器

基于 BP 神经网络的 PID 控制器结构如图 3 所示。由图 3 可知,BP 神经网络在系统运行时对 PID 控制器的参数进行实时调整,使输出层神经元的输出状态对应于 PID 控制器的 3 个可调参数 k_p 、 k_i 、

k_d ,通过神经网络的自学习、加权系数调整,使神经网络输出对应于某种最优控制下的 PID 控制器参数^[3-4]。

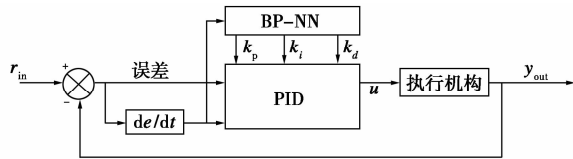


图 3 基于 BP 神经网络的 PID 控制器结构框图

2 BP 神经网络结构及其控制算法

2.1 BP 网络结构

本文中采用的是 3 层 BP 网络,其结构选为 4-5-3 结构,输入层神经元的个数取为 4 个,分别是输入 r 、输出 y 、误差 e 和单位 l ,隐含层神经元取为 5 个;输出神经元为 3 个,分别是 k_p 、 k_i 、 k_d 。其 BP 网络结构如图 4 所示。

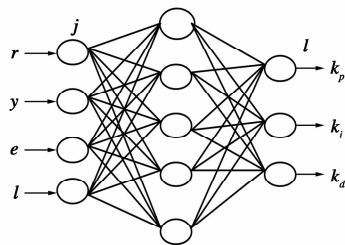


图 4 BP 网络结构图

2.2 基于 BP 神经网络 PID 控制的流程

基于 BP 神经网络 PID 控制的整体算法的流程如图 5,其计算过程可以归纳为以下几点。

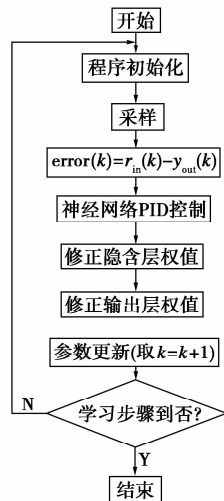


图 5 整体控制算法流程图

(1)确定 BP 网络的结构,即确定输入层节点数 $M=4$,隐含层节点数 $Q=5$,并给出各层加权系数的

初值 $w_{ij}^{(1)}(0)$ 和 $w_{ij}^{(2)}(0)$, 选定学习速率 η 和惯性系数 α , 令 $k=1$ 。

(2) 通过 PLC 扫描采样到设定温度 $r_{in}(k)$ 和釜内实时温度 $y_{out}(k)$, 并且计算出该时刻温度偏差 $e(k) = r_{in}(k) - y_{out}(k)$ 。

(3) 计算神经网络各层神经元的输入、输出, 最终通过神经网络输出层的输出即为 PID 控制器的 3 个可调参数 k_p, k_i, k_d 。

(4) 知道各个系数后再通过 PID 控制器计算出输出 $u(k)$ 。

(5) 进行神经网络学习, 在线调整加权系数, 实现 PID 控制参数的自适应调整; 整定完成后将计算结果传送给变频器, 从而调节调节阀的开度, 进而达到控温的效果。

(6) 置 $k = k + 1$, 返回到步骤(2), 开始新一轮的参数自适应过程。

基于 BP 神经网络 PID 控制器就是这样通过外部传感器将检测的信号传递给 PLC 内部, 再通过 PID 控制器的采样计算, 将计算结果输出给执行机构, 从而调整聚合釜内的温度, 软开关一旦触发, 其将一直进行在线自整定。

2.3 基于 BP 神经网络的 PID 控制算法

2.3.1 输入输出函数

网络输入层的输入函数为:

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad (j = 1, 2, 3, 4)$$

网络隐含层的传输函数为:

$$f(x) = \tanh(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$$

网络隐含层的输入和输出函数分别为:

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^4 w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)} \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5)$$

$$O_i^{(2)}(k) = f[net_i^{(2)}(k)] \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5)$$

式中, $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数; 上标(1)、(2)、(3)分别代表输入层、隐含层和输出层。

网络输出层的输入和输出函数分别为:

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^5 w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k) \quad (l = 1, 2, 3)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g[net_l^{(3)}(k)] \quad (l = 1, 2, 3)$$

其中, $O_1^{(3)}(k) = k_p, O_2^{(3)}(k) = k_i, O_3^{(3)}(k) = k_d$ 。由于 k_p, k_i, k_d 不能为负值, 因此网络输出层神经元的传输函数应该取非负函数^[5]:

$$g(x) = (1/2)[1 + \tanh(x)] = e^x / (e^x + e^{-x})$$

2.3.2 权系数的学习算法

性能指标函数为:

$$E(k) = (1/2)[r(k) - y(k)]^2$$

按照梯度下降法修正网络的权系数, 并附加一

个使搜索快速收敛全局极小的惯性项, 修正公式为^[6]:

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = -\eta(\partial E(k) / \partial w_{li}^{(3)}) + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1)$$

式中, η 为学习速率, 且 $\eta > 0$; α 为惯性系数, 且 $0 < \alpha < 1$ 。

经过分析可得网络输出层的权值学习算法为:

$$\Delta W_i(k) = \alpha \Delta W_i(k-1) + \eta \delta O_i(k)$$

其中:

$$\delta = e(k) \operatorname{sgn}[\partial y(k) / \partial u(k)] \phi g'[net(k)]$$

隐含层的权值学习算法为:

$$\Delta W_{ij}(k) = \alpha \Delta W_{ij}(k-1) + \eta \delta_i O_j(k)$$

其中:

$$\delta_i = f'[net_i(k)] \delta W_i(k) \quad (i = 1, 2, \dots, 6)$$

3 调试结果比较

为探究常规 PID 和基于 BP 神经网络-PID 在聚合釜升温 and 控温阶段的影响, 取常规 PID 3 个参数分别为 $k_p = 1, k_i = 0.2, k_d = 0.03$, 然后对同一个聚合釜进行试验, 随机抽取其在不同阶段时 40 min 内的温度变化作比较, 对比结果如表 1。

表 1 升温阶段不同策略下聚合釜内温度的参数

时间/min	基于 BP 神经网络-PID/°C	常规 PID/°C
升温阶段		
0	29.0	29.0
5	29.5	29.6
10	30.1	30.3
15	30.5	31.2
20	31.1	32.0
25	31.8	32.9
30	32.4	33.8
35	33.0	34.6
40	33.5	35.7
控温阶段		
0	37.8	37.9
5	38.0	38.4
10	38.2	38.1
15	37.9	37.8
20	37.9	38.2
25	38.1	38.0
30	38.0	37.7
35	37.9	38.0
40	38.0	38.2

根据实验结果可以看出, 在升温阶段, 常规 PID 时的聚合釜温度上升的速度要快于基于 BP 神经网络 PID 控制的速度; 而在临界设定值范围内, 基于 BP 神经网络 PID 控制的系统鲁棒性好, 响应速度

(下转第 169 页)

1 原料的来源和组成

待分离的混合物由本实验室提供,该反应以2-甲基萘为原料,空气为氧化剂,催化剂为自制的复合式反催化剂,其活性组分为 V_2O_5 。利用固定床反应器在 390°C 下,原料流量为 $2\ \mu\text{L}/\text{min}$,空气流量为 $200\ \text{mL}/\text{min}$ 制得2-甲基-1,4-萘醌,副产品为苯酚,2-萘甲醛,4-甲基苯酚,6-甲基-1,4-萘醌。采用气相色谱进行分析(天美 GC7890,上海)。实验条件为:色谱仪 GC7900, FID 检测器,柱温 150°C ,检测器温度 200°C ,气化室温度 200°C 。溶剂为1,4-二氧六环。混合体系组成见表1。

表1 原料组成

ID	名称	质量分数/%
C ₁₁ H ₁ -01	2-甲基萘	10
C ₈ H ₄ O-01	苯酚	10
C ₄ H ₈ O-01	1,4-二氧六环	10
C ₁₁ H ₈ -01	2-甲基-1,4-萘醌	30
C ₁₁ H ₈ -02	2-萘甲醛	20
C ₉ H ₆ O-M	4-甲基苯酚	20

从表1可知,原料2-甲基-1,4-萘醌质量分数30%,2-萘甲醛质量分数20%,苯酚及4-甲基苯酚质量分数共30%。这就为对其进一步的分离奠定了基础,可通过 Aspen Plus 计算,得到精馏相关的工艺参数^[11]。

(上接第167页)

快,超调量小,要优于常规 PID 控制^[7-8]。因此,采用多模态神经网络-PID 策略进行控温可以结合两者各自的优点,切实可行,不仅节省了时间,减少了工人的干预,同时也降低了超调量,使系统更加稳定,提高了生产效率。

4 结论

聚合釜控温系统具有滞后、时变与非线性等特点,用普通 PID 难以达到理想效果。基于 BP 神经网络超强的自学习和非线性逼近能力^[9],本文中提出了多模态神经网络-PID 控制算法。该方法可以提高响应速度、降低超调量、缩短调整时间。通过对普通 PID 策略及神经网络 PID 控制策略的对比,验证了这种控制方法的优势。最终采取多模态神经网络-PID 控制器对聚合釜进行控温,提高了生产效率、控制精度,从而为企业带来了利益,值得推广研究。

2 精馏工艺流程设计

流程如图1所示,其中 B1 为溶剂塔, B2 为原料塔, B3 为目标产品塔。

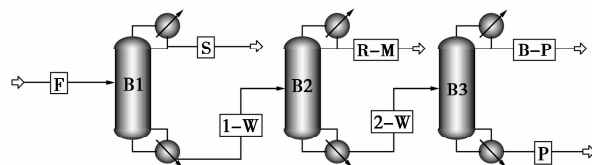


图1 三塔连续精馏工艺流程

采用液体进料,进料温度为 50°C ,压力 $100\ \text{kPa}$,原料进料量为 $100\ \text{kmol}/\text{h}$ 。冷凝器全部采用全凝器,塔顶、塔釜的压力分别为 $10, 30\ \text{kPa}$ ^[11]。

3 工艺参数简捷设计的模块 DSTWU

Aspen Plus 提供了 DSTWU、Distl 等多种模块可用于精馏塔的设计计算,如根据给定的加料条件和分离要求计算最小回流比、最小理论板数等,可采用 DSTWU 模型进行简捷设计性计算^[12]。但该模块计算精度不高,常用于初步设计,其计算结果为严格精馏计算提供合适的初值^[13]。

3.1 物性方法的选择和组分的简化

Aspen Plus 提供了多种物性方法和模型,选择合适的物性集是流程模拟计算结果正确与否的关键^[12]。由于该体系物料组分复杂,属于极性非理想

参考文献

- [1] 谭永红. 基于 BP 神经网络的自适应控制[J]. 控制理论与应用, 1994, 21(1): 45-48.
- [2] 李建军. PVC 聚合釜温度控制方法[J]. 山西化工, 2007, 27(2): 64-66.
- [3] 许晓鸣, 杨煜普, 厉隽烽. 神经网络控制系统的控制结构[J]. 自动化与仪表, 1995, 22(5): 53-56.
- [4] 舒怀林. 基于 PID 神经网络的非线性时变系统辨识[J]. 自动化学报, 2002, 28(3): 474-476.
- [5] 李少远, 王群仙, 刘浩, 等. 神经网络在控制中的应用[J]. 控制工程, 1997, 16(4): 85-89.
- [6] 李奇, 李世华. 一类神经网络智能 PID 控制算法的分析与改进[J]. 控制与决策, 1998, (4): 12-14.
- [7] 王万召, 王增欣. BP 神经网络 PID 控制器在汽温控制中的应用[J]. 自动化仪表, 2006, 27(12): 31-33.
- [8] Martin T Hagan, Howard B Demuth. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [9] Shen J C. New tuning method for PID controller[J]. ISA Trans, 2002, 41(4): 473-484. ■