

文章编号:1673-0062(2013)01-0053-05

# 基于 BP 神经网络算法的卷接机组工艺风力 PID 控制

张红亮<sup>1</sup>, 李龙飞<sup>2</sup>

(1. 河北白沙烟草有限责任公司保定卷烟厂, 河北 保定 071000; 2. 中铁西北科学研究院深圳南方分院, 深圳 518048)

**摘要:**针对卷接机组集中工艺风力与除尘系统,研究了基于 BP 神经网络的 PID 控制器算法的数学模型,对模型中的未知参数  $K$  和风机效率参数  $\xi$ ,采用最小二乘在线辨识.在 InTouch 开发环境下实现算法功能,在 PLC 中实现 PID 输出控制,达到了预期的控制目的.

**关键词:**卷接机组;工艺风力;BP 算法;PID

**中图分类号:**TP273.2;TP319.4      **文献标识码:**B

## PID Control of Cigarette Process Wind Based on BP Neural Network

ZHANG Hong-liang<sup>1</sup>, LI Long-fei<sup>2</sup>

(1. Hebei Baisha Tobacco Co., LTD. Baoding Cigarette Factories, Baoding, Hebei 071000, China;  
2. Northwest Research Institute Co., LTD of C. R. E. C., Southern Branch in Shenzhen, Shenzhen 518048, China)

**Abstract:** In this paper mathematical control model of PID controller algorithm based on BP neural network is studied for Cigarette Process Wind. The parameters  $K$  of mathematical control model and fan efficiency  $\xi$  are identified by least squares identification online. BP algorithm function is realized by PC InTouch, PID output control is realized by PLC. The anticipated result of PID controller algorithm based on BP neural network for Cigarette Process Wind is achieved.

**key words:** Cigarette Makers; Wind control; BP algorithm; PID

## 0 引言

对于数台卷接设备,拆除单台设备原有的高压风机与除尘装置,应用风力平衡调节技术,建立

具有完善功能的集中风力站替代卷接设备原有的单机风力系统,并通过风力的传输与分配使各卷接设备具有完善的风力供给功能,从而保证卷接设备所需工艺风力连续、有效、稳定的供给,这就

收稿日期:2013-01-21

作者简介:张红亮(1976-),男,河北保定人,河北白沙烟草有限责任公司保定卷烟厂工程师.主要研究方向:烟草设备.

是我国烟草行业普遍采用的集中式卷接机组工艺风力除尘系统. 在实际生产中, 卷烟机组由于更换纸带、跑条等原因而处于间歇工作状态, 这会对整个主管的风压、风量造成扰动, 影响其它烟机的正常生产. 在常规的 PID 控制系统中, 往往把 PID 的参数设定为固定值, 当系统受到扰动时, 设定的 PID 参数难以适应系统负荷的快速变化. 在现有技术装备条件下, 研究先进的 BP 神经网络算法的 PID 智能控制技术, 实现 PID 参数的自整定和自适应对提高工业控制系统的性能具有重要意义<sup>[1]</sup>.

# 1 基于 BP 神经网络的 PID 控制器算法

PID 控制器要取得良好地控制效果, 就需要调整比例、微分、积分三个参数的大小, 确定最佳的 PID 参数组合<sup>[2]</sup>. 而 BP 神经网络具有任意的非线性表达能力, 可以通过对系统的训练学习, 从千变万化的非线性关系中找到最佳的 PID 参数组合, 并根据系统负荷的变化适时调整 PID 的三个参数, 实现 PID 控制与 BP 神经网络算法内部参数信息交互. 其具体控制原理如图 1 所示.

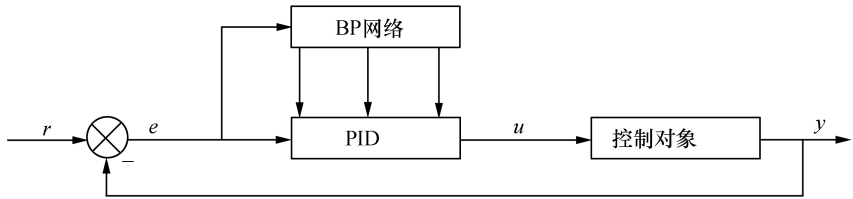


图 1 BP 神经网络 PID 控制器的原理

Fig. 1 The principle of BP neural network PID controller

BP 神经网络的输入层神经元节点个数, 取决于控制系统的复杂程度. 本文构造的网络结构的目的主要为在线正定 PID 的三个参数, 实现智能化 PID 控制器. 网络的输入层确定为三个神经元节点, 分别对应 PID 三个输入变量  $e(k)$ 、 $e(k) - 2e(k - 1) + e(k - 2)$ 、 $e(k) - e(k - 1)$ . 其中  $e(k) = r(k) - y(k)$ ; 由于网络输出的结果需要确定 PID 的三个参数  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$ , 所以网络输出层也确定为三个神经元节点, 分别与 PID 三个参数相对应. 一般情况下, 只要网络结构满足控制系统的性能

指标, 就选取满足要求的相应隐含层神经元节点数目; 隐含层神经元节点数目越多, 维数越高, 对非线性函数的逼近能力就越好<sup>[3]</sup>, 而选取的数目过多就会增加网络的训练时间和复杂程度, 迭代次数多, 收敛速度慢<sup>[4]</sup>, 在实际工业控制应用中, 就不利于算法的实施和控制系统的实时性, 影响控制系统性能. 因此把 BP 网络隐含层神经元节点数目确定为 4 个. 由此构造的 BP 神经网络的结构如图 2.

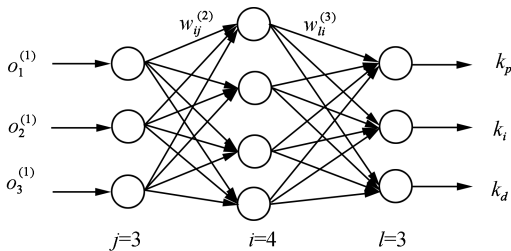


图 2 BP 网络结构

Fig. 2 BP network structure

算法分析, BP 神经网络信息正向传播过程如下:  
网络输入为:

$$O_j^{(1)}(k) = \begin{bmatrix} O_1^{(1)}(k) \\ O_2^{(1)}(k) \\ O_3^{(1)}(k) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} e(k) \\ e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \\ e(k) - e(k-1) \end{bmatrix}$$

网络隐含层的输入为:

$$\begin{aligned} net_i^{(2)}(k) &= \sum_{n=1}^3 w_{in}^{(2)} O_n^{(1)}(k) \\ net_i^{(2)}(k) &= w_{ij}^{(2)} \cdot O_j^{(1)} \\ &= \begin{bmatrix} w_{11}^{(2)} & w_{12}^{(2)} & w_{13}^{(2)} \\ w_{21}^{(2)} & w_{22}^{(2)} & w_{23}^{(2)} \\ w_{31}^{(2)} & w_{32}^{(2)} & w_{33}^{(2)} \\ w_{41}^{(2)} & w_{42}^{(2)} & w_{43}^{(2)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} O_1^{(1)} \\ O_2^{(1)} \\ O_3^{(1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} net_1^{(2)} \\ net_2^{(2)} \\ net_3^{(2)} \\ net_4^{(2)} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

隐含层神经元激活函数取正负对称的 Sigmoid 函数  $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ .

网络隐含层的输出为:

$$O_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k))$$

网络输出层的输入为:

$$\begin{aligned} net_l^{(3)}(k) &= \sum_{i=1}^4 w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ net_l^{(3)}(k) &= w_{li}^{(3)} \cdot O_i^{(2)}(k) \\ &= \begin{bmatrix} w_{11}^{(3)} & w_{12}^{(3)} & w_{13}^{(3)} & w_{14}^{(3)} \\ w_{21}^{(3)} & w_{22}^{(3)} & w_{23}^{(3)} & w_{24}^{(3)} \\ w_{31}^{(3)} & w_{32}^{(3)} & w_{33}^{(3)} & w_{34}^{(3)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} O_1^{(2)}(k) \\ O_2^{(2)}(k) \\ O_3^{(2)}(k) \\ O_4^{(2)}(k) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} net_1^{(3)}(k) \\ net_2^{(3)}(k) \\ net_3^{(3)}(k) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

网络输出层的输出对应 PID 三个参数的输出,因此输出层神经元激活函数取非负的 Sigmoid 函数

$$g(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}.$$

网络输出层的输出为:

$$O_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k))$$

即:

$$\begin{aligned} O_1^{(3)}(k) &= \frac{e^{net_1^{(3)}}}{e^{net_1^{(3)}} + e^{-net_1^{(3)}}} = k_p \\ O_2^{(3)}(k) &= \frac{e^{net_2^{(3)}}}{e^{net_2^{(3)}} + e^{-net_2^{(3)}}} = k_i \\ O_3^{(3)}(k) &= \frac{e^{net_3^{(3)}}}{e^{net_3^{(3)}} + e^{-net_3^{(3)}}} = k_d \end{aligned}$$

BP 神经网络误差逆向传播过程如下:

$$u(k) = u(k-1) + k_p e(k) + k_i [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] + k_d [e(k) - e(k-1)]$$

$$1) + e(k-2)] + k_d [e(k) - e(k-1)]$$

在神经网络 PID 控制器中,上式中  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  为 BP 神经网络的输出值。

采取性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2$$

输出层权系数调整公式为:

$$\begin{aligned} w_{li}^{(3)}(k) &= w_{li}^{(3)}(k-1) + \Delta w_{li}^{(3)}(k) \\ \Delta w_{li}^{(3)}(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial O_l^{(3)}} \cdot \frac{\partial O_l^{(3)}}{\partial net_l^{(3)}} \cdot \frac{\partial net_l^{(3)}}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} = \eta e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right) \cdot e(k) \cdot \frac{1}{e^{net_l^{(3)}} + e^{-net_l^{(3)}}} \cdot O_i^{(2)}(k) \end{aligned}$$

隐含层权系数调整公式为:

$$w_{ij}^{(3)}(k) = w_{ij}^{(3)}(k-1) + \Delta w_{ij}^{(3)}(k)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^{(2)}(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}(k)} \\ &= \eta e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right) [e(k) \cdot g'(net_1^{(3)}) \cdot w_{11}^{(3)} + (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \cdot g'(net_2^{(3)}) \cdot w_{21}^{(3)} + (e(k) - e(k-1))g'(net_3^{(3)}) \cdot w_{31}^{(3)}] \cdot f'(net_1^{(2)}) \cdot O_j^{(1)} \\ \Delta w_{2j}^{(2)}(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{2j}^{(2)}(k)} \\ &= \eta e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right) [e(k) \cdot g'(net_1^{(3)}) \cdot w_{12}^{(3)} + (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \cdot g'(net_2^{(3)}) \cdot w_{22}^{(3)} + (e(k) - e(k-1))g'(net_3^{(3)}) \cdot w_{32}^{(3)}] \cdot f'(net_2^{(2)}) \cdot O_j^{(1)} \\ \Delta w_{3j}^{(2)}(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{3j}^{(2)}(k)} \\ &= \eta e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right) [e(k) \cdot g'(net_1^{(3)}) \cdot w_{13}^{(3)} + (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \cdot g'(net_2^{(3)}) \cdot w_{23}^{(3)} + (e(k) - e(k-1))g'(net_3^{(3)}) \cdot w_{33}^{(3)}] \cdot f'(net_3^{(2)}) \cdot O_j^{(1)} \\ \Delta w_{4j}^{(2)}(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{4j}^{(2)}(k)} \\ &= \eta e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right) [e(k) \cdot g'(net_1^{(3)}) \cdot w_{14}^{(3)} + (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \cdot g'(net_2^{(3)}) \cdot w_{24}^{(3)} + (e(k) - e(k-1))g'(net_3^{(3)}) \cdot w_{34}^{(3)}] \cdot f'(net_4^{(2)}) \cdot O_j^{(1)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{4j}^{(2)}(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{4j}^{(2)}(k)} \\ &= \eta e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y}{\partial u}\right) [e(k) \cdot g'(net_1^{(3)}) \cdot w_{14}^{(3)} + (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \cdot g'(net_2^{(3)}) \cdot w_{24}^{(3)} + (e(k) - e(k-1))g'(net_3^{(3)}) \cdot w_{34}^{(3)}] \cdot f'(net_4^{(2)}) \cdot O_j^{(1)} \end{aligned}$$

为了算法的简便实施,本文对 BP 算法采用符号函数  $\text{sgn}(\frac{\partial y}{\partial u})$  取代未知的  $\frac{\partial y}{\partial u}$ ,对  $\text{sgn}(\frac{\partial y}{\partial u})$  的未知项采取差分处理。

## 2 卷接机组工艺风力控制模型分析

高压离心风机为整个风力系统提供动力满足

卷烟生产,其关系满足下式:

$$N = \frac{PQ}{\xi}$$

式中  $N$  为风机输出功率,  $\xi$  为风机效率.  $Q$  为

系统内流量(风量),  $P$  为系统内风压. 其中对  $\xi$  获取本文采取最小二乘在线辨识的方法,系统的控制过程可表示为图 3 形式.

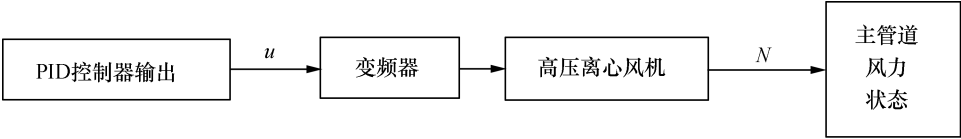


图 3 控制过程  
Fig.3 Control process

其中变频器和高压离心风机可作为一个整体环节对控制量  $u$  作用,可用如下关系式表示为:

$$N = Ku$$

式中参数  $K$  为变频器和高压离心风机整体环节对控制量  $u$  的作用参数,本文称其为对控制量的增益参数  $K$ ;参数  $K$  可以用系统实时采集的数据(风机功率  $N$  和 PID 输出控制量  $u$ )在线辨识,其值随系统变化而实时更新,更加接近系统真实情况.

由于卷接机组工艺风力除尘系统本身的复杂性和干扰的不确定性,系统状态瞬间变化,采取过多历史数据辨识出的系统参数未必能反映系统当时的真实状态,因此本文采取系统采集的最近数次数据进行参数辨识,尽量减少历史数据对系统辨识参数的影响. 参数辨识最小二乘法对控制量增益参数  $K$  的辨识过程具体应用如下.

采用的数学模型为:  $N = Ku$

采用的准则函数(误差平方和)为:

$$J = (N_1 - K \cdot u_1)^2 + (N_2 - K \cdot u_2)^2 + (N_3 - K \cdot u_3)^2$$

最小二乘估计法公式为:

$$\frac{dJ}{dK} = 0$$

$$\text{可得: } K = \frac{N_1 \cdot u_1 + N_2 \cdot u_2 + N_3 \cdot u_3}{u_1^2 + u_2^2 + u_3^2}$$

上式中  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $N_3$  为前三周期风机的功率,  $u_1$ 、 $u_2$ 、 $u_3$  为前三周期神经网络 PID 控制器的控制量输出. 上文提到的对风机效率  $\xi$  参数的获取可同样采取以上方法.

### 3 BP 神经网络 PID 的实现

InTouch 是一个基于图形用户界面的软件开发工具,具有强大的图形开发和动画设计功能. 此

外,该软件还具有强大的监控功能,如数据采集和管理、动态数据交换、在线和历史趋势图显示、报警和事件自动记录等. 在卷接机组工艺风力除尘系统中,上位机运行 InTouch 组态软件,并开发出组态监控画面,对整个系统进行远程操作与监控. 同时 InTouch 还为工业中的各种自动化设备提供了连接能力,使工业控制中自动化过程设备之间实现通讯和数据信息的交互. 其次, InTouch 强大的脚本语言编写功能,是实现 BP 神经网络算法的编写的基础.

自适应学习率 BP 神经网络算法实现对 PID 三个参数的在线整定. 而其算法的实现我们借助于上位机软件 InTouch 脚本语言的编写,主要由以下原因:

1) 由于自适应学习率 BP 神经网络算法的复杂性,依靠 AB-PLC 的梯形图语言对算法实现比较困难,而通过对 InTouch 脚本语言的编写,对算法实现相对容易;

2) 在实际工业控制中,PLC 承担大量的开关逻辑量判断、信息采集处理、信息传输等工作,在这种情况下要求 PLC 实现运算复杂的自适应学习率 BP 算法,不利于工业控制系统的实时性,降低系统控制性能;

3) PLC 的工业以太网模块可实现 PLC 与上位机的通信,以太网的通信速率可实现两者对数据的实时共享,上位机通过 BP 算法处理的变量数据可实时传输向 PLC,这就为上位机通过 BP 算法整定 PID 三个参数,实时传输到上位机 PLC 实现 BP 神经网络 PID 控制成为可能.

因此,系统对风力的 BP 神经网络的 PID 控制由下位机 PLC 和上位机共同分工完成,具体如图 4 所示.

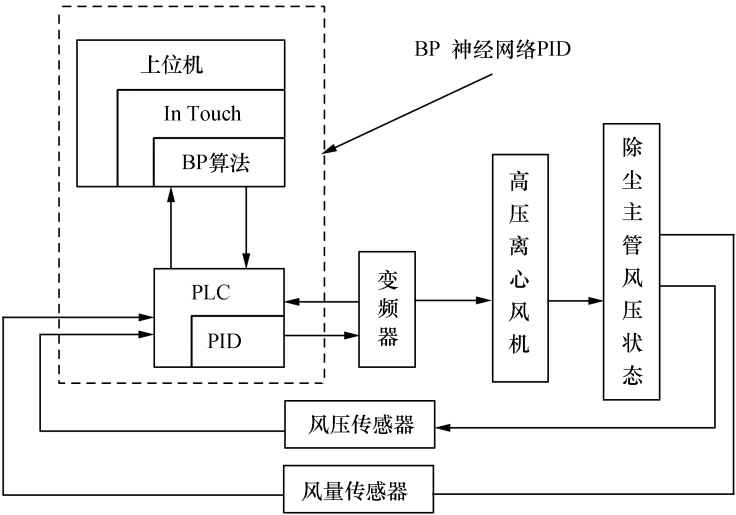


图 4 BP 神经网络 PID 控制

Fig.4 The BP neural network PID control

4 结 论

在上位机和 PLC 组成的工艺风力控制系统中,通过在上位机和 PLC 设计相应的程序,实现了 PID 的智能控制,即 PID 参数的自整定,PID 参数的自适应. 为卷接机组工艺风力的控制提供了新方法. 本算法在实际工程应用中,取得了良好的应用效果,实现了卷接机组工艺风力与除尘系统的智能化控制和调节.

参考文献:

[1] 李龙飞,王怀杰. 卷接机组工艺风力与除尘系统自适应 PID 控制的实现[J]. 工业控制计算机,2011,24(5):47-48.

[2] 吴纯. 基于模糊 PID 控制的工艺风力除尘系统的研究[D]. 衡阳:南华大学,2011.

[3] 程慧. 基于神经网络的两类问题研究[D]. 南宁:广西师范学院,2010.

[4] Guzmán J L, García P, Hägglund T, et al. Interactive tool for analysis of time-delay systems with dead-time compensators [J]. Control Engineering Practice, 2008, 16(7):824-835.