

文章编号:1671-6833(2011)06-0096-05

人工神经网络在碱回收苛化过程控制系统研究

李明辉 孟宪坤

(陕西科技大学 机电工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要:通过分析研究苛化工段的生产工艺及对控制系统的要求,结合影响苛化过程的主要因素与神经网络的特性,提出了采用人工神经网络建立苛化过程的数学网络模型,经 MATLAB 仿真验证了该模型符合实际的工艺情况,并对所确定的网络模型的输出和相应目标进行线性回归,进一步验证了该模型苛化度控制效果良好.在此模型基础上,通过对苛化过程优化问题的描述,以生产成本为目标函数,对苛化过程进行了操作优化的处理,经实际生产运行表明了该优化在满足苛化效果的同时,提高了系统的综合控制指标,节约了生产成本.

关键词:苛化工段;神经网络;过程控制;操作优化

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

0 前言

造纸工业在我国国民经济中占有重要地位,但该工业产生的废水却是我国环境污染的重要来源之一,其主要归因于造纸工业制浆黑液的大量排放,而碱回收则是造纸厂处理黑液的有效方法.碱回收过程包括蒸发、燃烧和苛化3个工段,笔者主要研究苛化工段这个非线性时变过程,该过程的机理较复杂,且影响因素较多,目前还难以对苛化过程建立机理模型.因此研究采用先进的控制

理论应用在造纸工业碱回收苛化工段及其他控制过程来解决复杂的控制问题,对碱回收炉进行优化控制,以提高碱回收炉的燃烧性能,使燃烧具有最高的还原率和热效率,是目前碱回收炉控制的发展趋势.

1 碱回收苛化工艺的分析

苛化工段的主要设备是石灰消化提渣机和苛化器,辅助设备有白液澄清器、乳液澄清器等,其工艺流程如图1所示.

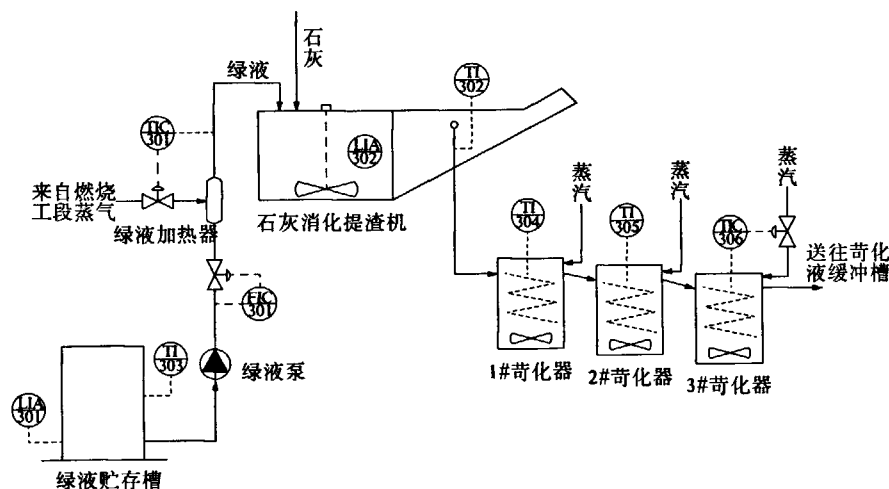


图1 苛化工段工艺流程图

Fig.1 Flow chart of caustic section

收稿日期:2011-07-08;修订日期:2011-09-13

基金项目:陕西省科技计划自然科学基金项目资助(2011JM8001)

作者简介:李明辉(1972-),男,河南信阳人,陕西科技大学副教授,硕士生导师,研究方向智能及高级过程控制, liminghui1972@126.com.

由燃烧工段来的绿液经“绿液澄清器”澄清后,送往“绿液贮存槽”,贮存槽设置有液位指示报警、绿液温度指示;然后由绿液泵泵至“绿液加热器”加热,再进入“消化器”,在次管道上,设置有绿液流量控制点.石灰加入量由电磁振动给料器控制,由于消化是放热反应,故由温度检测得到的温差,可大致判断石灰的加入量是否合适.苛化器中设置温度指示,在第3苛化器中设置温度控制点,苛化后的反应物进入“苛化液缓冲槽”,在此槽中设置有液位指示报警点.苛化液被泵入“白液澄清器”,白液与白泥在此处被分离,白液被送到“白液贮存槽”,并被泵往蒸煮工段^[1-2].

目前,碱回收苛化工段的控制方法^[3-5]都有其缺点和局限性,为得到良好的苛化度,本工段需要控制好绿液的浓度、流量和石灰加入量的配比以及苛化反应的时间和温度.

在应用人工神经网络时,不需考虑过程或现象的内在机理,一些高度非线性和高度复杂的问题能较好地得到处理.由于碱回收的苛化过程是一个复杂的过程,具有复杂性、非线性、大时滞、强耦合和参数检测困难等特点,以上控制方法^[3-5]并不能很好的解决问题,所以在分析了影响苛化效果因素的基础上,笔者提出了采用人工神经网络的苛化度控制方案.

2 苛化过程中神经元模型网络的确定

神经元是多输入多输出的非线性元件,通过选取不同的模型结构和激活函数,可构成不同的人工神经网络,得到不同的输入和输出关系,完成不同的功能^[6].本研究中所用到的输入输出数据样本均来自河南某纸厂碱回收车间苛化工段.

2.1 输入输出变量的确定

BP(Back Propagation)网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,根据生产工艺条件的分析,影响苛化过程的主要因素和需要调节的主要参数有绿液的浓度、流量,石灰的质量和加入量,反应温度、反应时间等,再结合在陕西西微测控工程有限公司从事造纸行业的经验和工厂的实际情况,确定BP神经网络的输入变量为绿液的浓度、流量、石灰的加入量、反应温度、反应时间,输出变量为苛化度.苛化过程神经网络拓扑关系示意图如图2所示,其中 $x_1 \sim x_5$ 为绿液的浓度、流量、石灰的加入量、反应温度、反应时间5个输入变量; y 为输出变量,即苛化度.

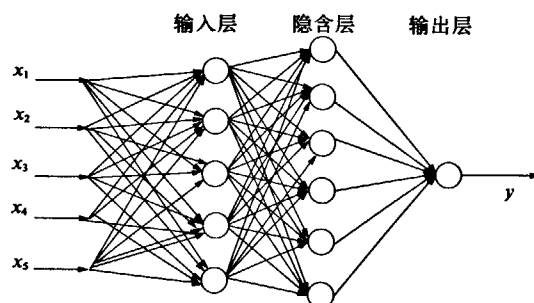


图2 苛化过程神经网络拓扑关系示意图

Fig.2 Neural network topology diagram of caustic process

2.2 数据预处理、数据样本的获取及筛选

因生产数据记录中存在一些异常点,它们的存在不利于网络的训练,所以要对数据进行预处理,将生产数据中不合理的数据剔除,同时考虑到测量时滞后因素的影响,对具有相同输入的输出数据进行平滑处理.因网络训练时输入模式和输出结果的分布对网络训练结果有很大影响,故用于训练的样本应集中并尽可能减小数据间的相关关系,所以工厂的操作数据记录不能直接用于网络的训练,生产记录中完全相同的输入输出数据仅保留一组.

2.3 数据归一化处理

BP算法是一种有监督式的学习算法,在使用BP算法时,因神经元具有饱和和非线性特征,要防止神经元进入饱和状态,须限制与其相连的其它神经元的输出负值^[7].

由于输入层只起数据传送作用,层中的神经元是扇区单元,通常使用线性作用函数,不存在饱和状态;隐层中的神经元通常采用饱和和非线性作用函数.又因Sigmoid变换函数能将任意输入压缩到(0,1)的范围内,具有非线性放大增益,利用该函数可使同一神经网络既能处理小信号,又能处理大信号.所以本研究神经网络隐层的激活函数选用Sigmoid变换函数,其输入、输出特性如图3所示,由图可见,当输入 x 由 $-\infty$ 到 $+\infty$ 变化时,sigmoid函数的输出在0~1之间变化;当 $x=0$ 时输出变化最大,而当 x 很大时,sigmoid函数的输出趋向饱和.又因较大的 x 伴随着较大的权值,这使模型对误差较为敏感,并导致收敛速度较慢.因此希望 $|x|$ 工作在较小的区域,网络的输入宜为 $|x_i| < 1$.若实际问题给一网络的输入量大于1,需作归一化处理.因此要防止此层神经元进入饱和,需限制网络输入的幅值.所以,为减少平台现象出现的可能,应对网络的输入样本进行归一化处理,

这也是 BP 算法必须对输入数据进行预处理的原因。

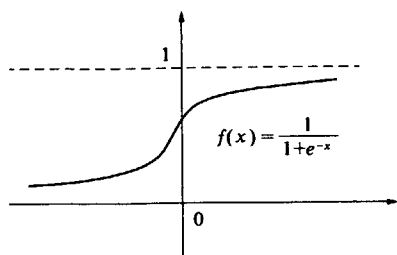


图3 Sigmoid 变换函数

Fig. 3 Sigmoid transformation function

2.4 确定网络结构

笔者考虑了 5 个输入变量对苛化过程的影响,故输入神经元数目确定为 5;而输出为苛化度,故输出节点数为 1. 根据网络设计层数的最优选择原理设隐层层数为 1,用学习样本和测试样本的误差交叉评价的试错法来确定隐节点数. 因输入矢量较多,隐层节点太少不合适,为节省训练时间,从隐层节点数为 3 开始训练,逐渐增加隐层节点数. 最终确定隐层节点数为 5.

确定了所要设计的神经网络的结构之后,即网络层数为 3,输入神经元数为 5,输出神经元数为 1、隐层节点数为 6,隐层激活函数采用对数 Sigmoid 函数,输出层激活函数采用线性函数来考虑此神经网络的训练过程,利用 MATLAB 神经网络工具箱可验证确定的网络模型如图 4 所示.

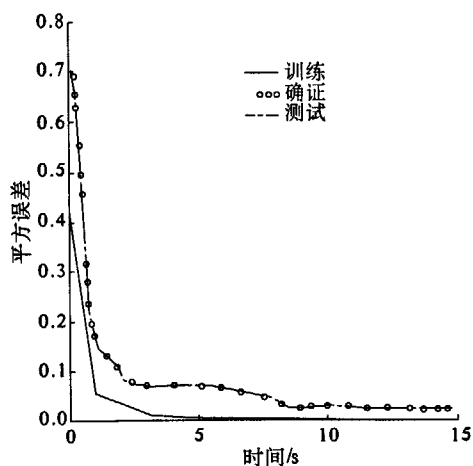


图4 模型验证图

Fig. 4 Model validation figure

由图 4 可见,网络训练过程的 3 种误差非常接近,训练与测试、验证的平方误差范围为 0.012~0.025,测试与验证的平方误差约为 0.001,并随着时间的延续,10 s 后 3 者的误差最大值趋近

于 0.015,说明该网络模型有较好的泛化能力并能较好的反映训练样本所蕴含的规律. 在进行线性回归时,当目标高度机动时,神经网络的 R (特征向量)值在线自动输出并接近 1,则网络输出以较大的系统方差快速响应目标的强机动变化,并保持对目标的高精度跟踪^[8]. 在进行线性回归时,当目标高度机动时,神经网络的 R 值在线自动输出并接近 1,则网络输出以较大的系统方差快速响应目标的强机动变化,并保持对目标的高精度跟踪^[8]. 苛化度是衡量苛化效果的最主要因素,对网络输出和相应的目标进行线性回归,得到一组线性苛化度的输出如图 5 所示,可以看出对目标的跟踪比较好,相应的 R 值接近 1,苛化度控制效果良好.

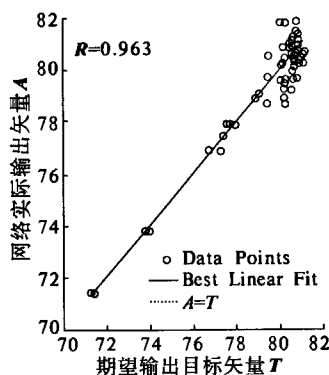


图5 苛化度的线性回归

Fig. 5 Linear regression of caustic degree

3 苛化过程神经网络模型的操作优化

3.1 苛化过程优化问题描述

笔者研究苛化过程的操作优化,即在苛化度满足要求的情况下生产成本最小,原则上目标函数应该是在安全可靠的前提下追求最高的经济收益,因目标函数将涉及产量和成本等多种因素,且向量与向量之间不宜直接比较大小,故从优化计算来看,目标函数应是一个纯量^[9]. 根据苛化工艺及所确立的网络模型可得经济效益的目标函数:

$$E = a_2 x_2 + a_3 x_3 + a_4 x_4 \quad (1)$$

式中: a_2 为绿液单位体积折算的金额数; a_3 为石灰单位体积折算的金额数; a_4 为碱液单位体积折算的金额数; x_2 为氯气流量; x_3 为石灰加入量; x_4 为碱液流量. 由 1 式可知苛化过程的优化问题可描述为:

$$\min E = a_2 x_2 + a_3 x_3 + a_4 x_4$$

$$\begin{aligned}
 & \left\{ \begin{aligned}
 g_1(x_1, x_2, \dots, x_5) &= f_1(x_1, x_2, \dots, x_5) - 75 \geq 0 \\
 g_2(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 87 - f_1(x_1, x_2, \dots, x_5) \geq 0 \\
 g_3(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 0.05 - f_2(x_1, x_2, \dots, x_5) \geq 0 \\
 g_4(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 6500 - x_1 \geq 0 \\
 g_5(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 2000 - x_2 \geq 0 \\
 g_6(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 13000 - x_3 \geq 0 \\
 g_7(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 70 - x_4 \geq 0 \\
 g_8(x_1, x_2, \dots, x_5) &= 55 - x_5 \geq 0
 \end{aligned} \right. \\
 & \text{s. t. } x
 \end{aligned} \quad (2)$$

根据式(2)可将苛化过程的优化问题归纳为一般的不等式约束的非线性规划问题:

$$\min f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3)$$

$$\text{s. t. } g_i(x) = g_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \geq 0 \quad (4)$$

在满足约束条件(3)的全体 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 中,寻求使目标(3)取得极小值的点 $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)^T$,满足约束条件(4)的点为可行点,全体可行点的集合为可行域。

3.2 苛化过程优化问题的求解

对于有约束问题的优化,常用的解决方法是化有约束问题为无约束问题,进而用无约束最优化方法来求解。笔者采用外罚函数法,借助外罚函数由目标函数和约束函数组成辅助函数,把原来的约束问题转化为极小化辅助函数的无约束问题^[10]。对于上述的不等式约束问题,可利用外罚函数法构成辅助函数:

$$\begin{cases}
 F(x, \mu) = E(x) + \mu \sum_{i=1}^m \varphi(g_i(x)) \\
 \varphi(t) = [\min\{0, t\}]^2 = \begin{cases} 0, & t \geq 0 \\ t^2, & t < 0 \end{cases}
 \end{cases} \quad (5)$$

即:

$$F(x, \mu) = E(x) + \mu [\min(0, g_i(x))]^2 \quad (6)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, 9$,

故式(3)可变为:

$$\begin{cases}
 \min F(x, \mu) = \min E(x) + \mu [\min(0, g_i(x))]^2 \\
 \min(0, g_i(x)) = g_i(x_1, \dots, x_6), g_i(x_1, \dots, x_6) < 0 \\
 \min(0, g_i(x)) = 0, g_i(x_1, \dots, x_6) \geq 0
 \end{cases} \quad (7)$$

利用外罚函数法求解式(7)得优化变量解的迭代公式为:

$$x(k+1) = x(k) + \lambda \nabla F(x, \mu) \quad (8)$$

式中: $\nabla F(x, \mu) = \frac{\partial}{\partial x_j} F(x, \mu); j = 1, \dots, 6; \lambda$ 为迭代步长。

图6和图7为在现场抓取的消化器乳液温度和绿液流量的 WinCC 历史趋势图,由图可知经优化后的苛化工段,消化器乳液温度控制在 85℃ 左

右,绿液流量稳定在 35 m³/h 左右,较好的满足了实际生产工艺的要求,可见其运行效果良好,达到了控制要求。

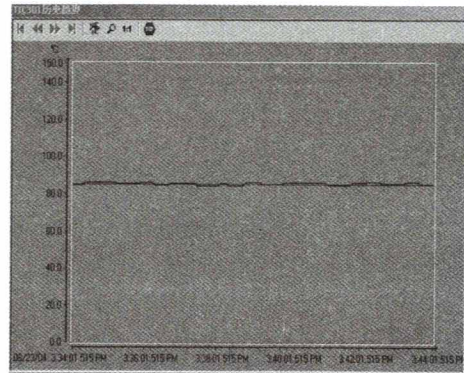


图6 消化器乳液温度历史趋势图

Fig.6 History trend diagram of digester emulsion temperature

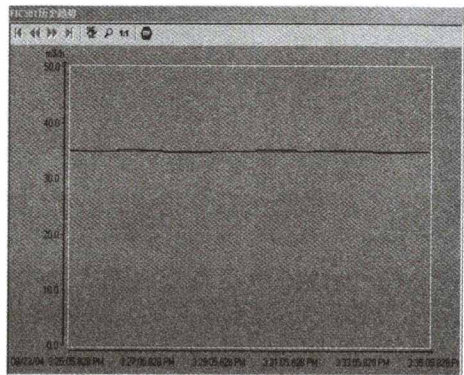


图7 绿液流量历史趋势图

Fig.7 History trend diagram of green liquid flow

4 结论

笔者采用神经网络建立以绿液的浓度、流量、石灰的加入量、反应温度、反应时间为输入变量,以苛化度为输出变量的苛化过程的3层神经网络模型,通过 MATLAB 仿真验证了该模型符合实际的工艺情况。在此模型基础上,以生产成本为目标函数,对碱回收苛化过程进行了操作优化,通过基本控制级的调节作用,使影响苛化效果因素的工艺参数运行在优化区,通过实际生产运行证明了该优化在满足苛化效果的同时,提高了碱回收过程中黑液的燃烧效率,可为企业节约生产成本,提高经济效益,同时也减少了有害污染物的排放,对环境保护起到了一定的作用。

参考文献:

- [1] 孙计. 造纸碱回收先进控制研究[D]. 杭州: 浙江大学电气学院, 2004: 20-45.
- [2] 覃谕萍, 丁永奎. 碱回收车间苛化工段的技改[J].

- 造纸科学和技术,2002(5):60-61.
- [3] 林先存.石灰加入量的控制及其对苛化工艺的影响[J].中华纸业,2001(2):47-48.
- [4] 钟伟飞,吴忠标.石灰消化工艺的研究与优化[J].环境污染与防治,2004,6:44-46.
- [5] 邓正龙.化工中的优化方法[M].北京:化学工业出版社,1992:193-208.
- [6] 郭克希,谭佩莲,唐进元.基于人工神经网络的螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度预测[J].郑州大学学报工学版,2009,30(3):65-68.
- [7] 冯冬青,郭燕.遗传算法改进BP神经网络在地下水水质评价中的应用[J].郑州大学学报:工学版,2009,30(3):126-129.
- [8] 范凯,陶然,周思永.基于神经网络数据融合的目标跟踪简化算法[J].系统工程与电子技术,2000,22(8):82-84.
- [9] 邱正辉,王孟效.碱回收优化控制系统[J].纸和造纸,2007(9):67-70.
- [10] 熊刚.流程工业CIMS中综合优化问题的研究[J].计算机工程与应用,2000(11):12-16.

Study of the Control Syetem for Artificial Neural Network in Alkali Recovery Caustic Process

LI MIGN-hui, MENG Xian-kun

(Shannxi University of Science & Technology Mechanical and Electrical Engineering College, Xi'an 710021, China)

Abstract: Through analysis and study the production process and control system requirements of Caustic process, in combination with the main factors of impact on caustic process and the characteristics of neural networks, we proposed using artificial neural network to establish mathematical network model of caustic process, verified the model in line with the actual process conditions by MATLAB simulation, and made linear regression for the determined output of the network model and the corresponding target, further verified the caustic degree of the model has a good control effect. In this model, through described the problem of caustic process the cost of production as the objective function, we have optimized operation optimization for caustic process, and the production practice shows that the optimized meet the effects of caustic and improved the integrated control indicators of system, saving production costs.

Key words: caustic process; neural network; process control; operation optimization

(上接第95页)

A Method of Removing Singular Values in Calculation of Fatigue Damage for Truck Mounted Concrete Pump

WU Yun-xin, HU Fan, HUA Guang-jun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Singular values in strain data have a significant iMPact on the result when calculating fatigue damage for truck mounted concrete pump. However, the determining value of traditional 3σ -rule is a constant coefficient, which is not suitable for the variation of truck mounted concrete pump strain signal. Therefore, combined with the characteristics of truck mounted concrete pump strain signal, a new method of removing singular value based on the variation rate is proposed. Singular values are determined by whether variation rate of strain signal is out of removing range decided by variation of strain signal. Singular values are revised according to the extent that singular values deviate from the normal range. The variation rate method is presented in detail. The simulation result using Matlab shows that the variation rate method is more effective than 3σ -rule in removing isolated singular values of strain signal. What is more, the method also works well in the case that there are not too many consecutive singular values in the strain data.

Key words: truck mounted concrete pump; singular value removal; 3σ -rule; method of variation rate; fatigue damage