

# 基于神经网络的精馏能耗模拟和优化

陈心路<sup>1</sup>, 赵霞<sup>1</sup>, 朱建宁<sup>2</sup>

(1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240;

2. 上海焦化有限公司, 上海 200241)

**摘要:**精馏是化工工业生产的重要操作单元,具有较强的非线性和时变性。现有的绝大部分文献是对精馏塔进行设计性的研究,而对实际投入运行的精馏塔,尤其在设计的进料负载因实际状况改变的情况下,节能优化方法研究较少。文中针对四塔精馏过程提出一个利用神经网络对其加以分析的方法。将神经网络训练输出的结果和实际的结果相比对,表明该建模方法具有比较满意的拟合效果,最后介绍将此模型应用到精馏塔的节能优化中,达到节能减排的目的。

**关键词:**甲醇精馏;四塔;神经网络;建模;优化

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2011)06-0173-04

## Simulation and Optimization of Energy Consumption of Four-Tower Rectification Column Based on Neural Network

CHEN Xin-lu<sup>1</sup>, ZHAO Xia<sup>1</sup>, ZHU Jian-ning<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong

University, Shanghai 200240, China;

2. Shanghai Coking & Chemical Co., Shanghai 200241, China)

**Abstract:** Rectification is an important operation of chemical industrial production, with strong nonlinear and time-varying. Most of the existing researches are focus on designing. But the methods of saving energy in the operation of rectification are seldom involved. This paper brought up the analysis of four-tower rectification using neural network. The training results of the neural network were close to the samples. It indicated the neural network comes off satisfactorily. In the end, applied this model to the optimization of rectification for energy saving.

**Key words:** methanol rectification; four-tower; neural network; simulation; optimization

## 0 引言

甲醇是重要的化工原料,以其为原料可生产甲醛、甲酸、甲胺、二甲醚等,甲醇制烯烃的技术最近也取得了一定进展。在合成甲醇生产过程中,粗甲醇的精馏提纯是十分关键的一环,不仅决定着甲醇产品的质量,而且该工序的能耗对甲醇生产成本有很大影响。现有的操作流程中,为了保证塔顶产出精甲醇符合生产要求,往往通过加大回流比,增加再沸器热负荷来保证生产要求,造成了能耗的加大。为了降低精馏工序的能耗,目前较大规模的甲醇装置大多采用四塔双效精馏工艺<sup>[1,2]</sup>。

## 1 工艺流程和神经网络的意义

这里简要介绍某化工厂四塔精馏的工艺流程,以及利用神经网络进行建模的意义。

### 1.1 工艺流程

该厂的精馏装置由预塔、加压塔、常压塔、回收塔及预塔和加压塔的进料预热器等组成,其中加压塔和常压塔组成顺流双效精馏流程,而预塔仍使用水蒸汽作为热源,如图1所示。

粗甲醇进料经换热后进入预塔 T2101,脱除轻组分(主要为不凝气、二甲醚等)后进入加压塔 T2102;加压塔顶的气相进入再沸冷凝器 E2106,为常压塔塔底提供热源,同时对加压塔塔顶气相冷凝。冷凝后的精甲醇进入回流罐 V2102,一部分作为加压塔回流,一部分作为精甲醇产品产出;加压塔塔底的甲醇、高沸组分、水等进入常压塔 T2103,常压塔顶产出精甲醇产品,在进料板下方设置侧线抽出,抽出物主要为甲醇、水和高沸点组分,进入回收塔回收甲醇,塔底废水进入

收稿日期:2010-11-19;修回日期:2011-02-21

基金项目:上海市2008年和2009年科技计划项目(09DZ1120200)

作者简介:陈心路(1985-),男,江苏人,硕士研究生,主要研究方向为控制理论与控制工程;赵霞,硕士研究生导师,主要研究方向为多现场总线开放式控制系统、现场信息采集系统。

生化系统处理<sup>[3]</sup>。

加压塔 T2102、常压塔 T2103 塔顶产出的精甲醇送入静甲醇槽,作为产品,精甲醇中所含乙醇的质量分数(PPM)是精甲醇产品的最重要指标。目前精甲醇产品纯度的分析方法是定时离线取样分析,采样时间 2~3h,还需经过一段时间才能得到分析数据。

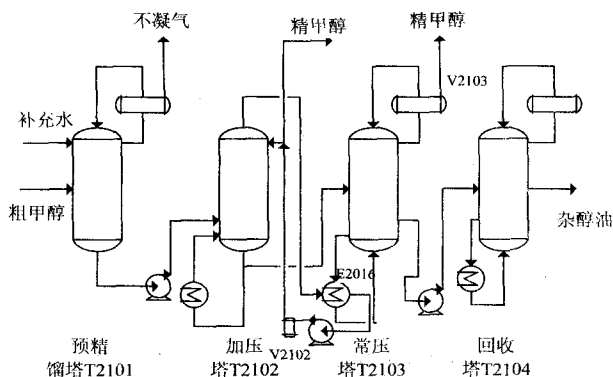


图 1 四塔精馏工艺流程图

## 1.2 神经网络的意义

由上述的四塔精馏知识可以得知加压塔 T2102、常压塔 T2103 之间有着较多的耦合关系,并且精甲醇产品质量分析具有滞后性,很难实现精甲醇的实时优化控制。利用 ASPEN 软件虽然能对给定的四塔精馏工况进行分析求取,但是在多组工况下求取最优的操作参数时,ASPEN 运算时间较长,无力求解。如果利用神经网络对四塔精馏的数据进行拟合,训练后作为所要求取最优值的一个函数,利用其他的寻优算法可以计算出固定进料流量,组分条件下,如何改变操作参数使得再沸器蒸汽流量最小。

## 2 模型假设及计算

考虑的实际四塔精馏,建立一个合适的数学模型,利用神经网络进行拟合,并给出拟合结果。

### 2.1 模型假设

在四塔甲醇精馏的过程中,影响精甲醇质量的状态量很多,四塔各自塔顶温度、压力,塔底的温度、压力,预塔、加压塔、常压塔的回流比,回流液的温度等等。由化工知识可知,加压塔的自由度有 2 个,而常压塔的自由度只有 1 个。而现场数据中,温度、压力的变化不是很大,可视作常量。选取加压塔的回流比,加压塔塔底的蒸汽流量和常压塔的回流比分别作为两塔的自变量。

因此,考虑将两塔的回流比、加压塔的蒸汽流量作为神经网络的输入,加压塔、常压塔塔顶产出的精甲醇所含乙醇的 PPM 作为输出。

### 2.2 拟合计算

BP 神经网络是一种按误差逆向传播算法训练的

多层前馈神经网络。基本思想是通过网络输出误差的反向传播,不断调整和修改网络的连接权值和阈值,从而使网络误差达到最小<sup>[4,5]</sup>。三层 BP 神经网络如图 2 所示。

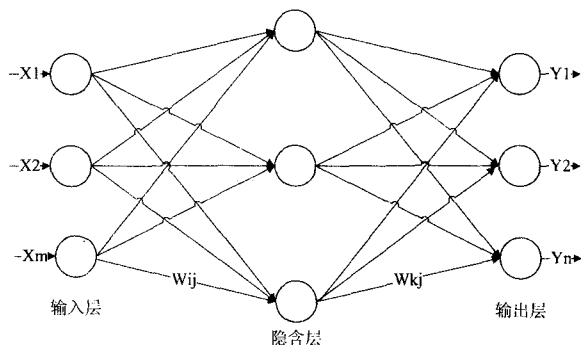


图 2 三层 BP 神经网络结构

设输入层有  $m$  个节点,输出层有  $n$  个节点,隐含层有  $l$  个节点,样本个数为  $N$ ,输入向量为  $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$ ,  $w_{ji}$  为隐含节点和输入节点的连接权值,  $\alpha_j$  为隐含层的阈值,  $\beta_k$  为输出层的阈值,则隐含节点的输入和输出值为<sup>[6,7]</sup>:

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^m w_{ji} \cdot x_i \quad (1)$$

$$o_j = f_i(\text{net}_j - \alpha_j) \quad (2)$$

隐含层节点的作用函数  $f_i$  通常选取为 S 型变形函数,设输出节点  $k$  与隐含层节点  $j$  的连接权值为  $w_{kj}$ ,输出层节点的作用函数通常选取线性变换函数,则输出层节点的输出为:

$$y_k = f_2\left(\sum_{j=1}^l (w_{kj} \cdot o_j) - \beta_k\right) \quad (3)$$

当输出节点的期望值为  $t_k$  时,输出节点的误差为<sup>[7]</sup>:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (t_k - y_k)^2 \quad (4)$$

考虑实际的情况,采用三层的 BP 神经网络,输入层有 3 个节点,分别为加压塔塔底蒸汽流量,加压塔回流比,常压塔回流比;输出层有 2 个节点,分别为加压塔塔顶产出物所含乙醇 PPM,常压塔塔顶产出物所含乙醇 PPM。隐含层最终确定为 20 个节点。选择隐含层神经元的激活函数为 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

输出层的神经元激活函数为 Purelin 线性函数<sup>[8]</sup>。

选择进料流量在 57000~58000 kg/h,加压塔塔顶温度在 114°,塔底温度 120°,常压塔塔顶温度 65°,塔底温度 102°的 66 组数据作为训练样本。

在此基础上采用 newff 建立神经网络开始训练,设定网络误差为 0.001,最大训练次数为 1500。训练结束后可得到如图 3、4 的拟合曲线图。

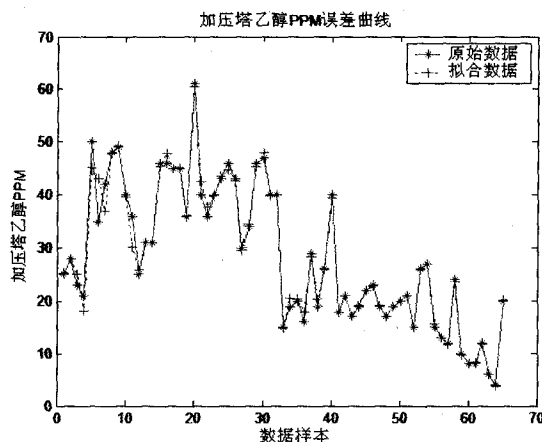


图3 加压塔乙醇曲线

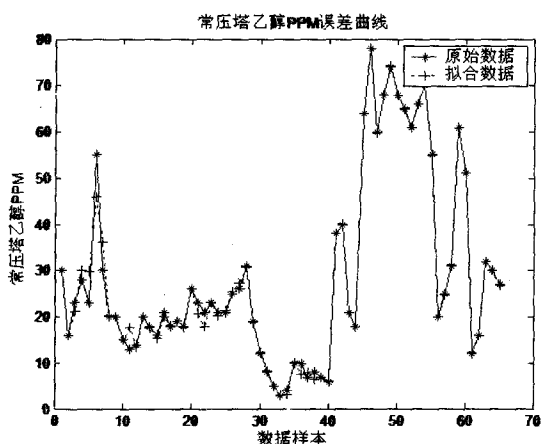


图4 常压塔乙醇曲线

### 3 拟合结果分析

通过上述比对可以看出,神经网络输出的数据和实际数据误差较小。可以将神经网络作为一个黑箱函数,只要给出加压塔再沸器蒸汽流量、两塔回流比,就可以计算出两塔产出物乙醇的 PPM。

### 4 节能优化算法

该厂对乙醇的 PPM 要求控制在 50 以内。而该厂的加压塔和常压塔回流比理论设计值分别为 3 和 2.6,允许有较小范围的波动。结合实际的数据,将取值范围定为 2.5~3.5 和 2~3。

根据上述方法建立的神经网络模型,可将四塔精馏问题转化成下列的最优化数学问题:

$\min f$

$$\lambda_1 = g_1(r_1, r_2, f) \quad (6)$$

$$\lambda_2 = g_2(r_1, r_2, f)$$

式中参数的取值范围为:

$$2.5 \leq r_1 \leq 3.5$$

$$2 \leq r_2 \leq 3$$

$$\lambda_1 \leq 50$$

(7)

$$\lambda_2 \leq 50$$

其中,  $\lambda_1$  表示加压塔塔顶精甲醇所含乙醇的 PPM,  $\lambda_2$  表示常压塔塔顶精甲醇所含乙醇的 PPM,  $r_1$ ,  $r_2$  表示加、常压塔的回流比,  $f$  表示加压塔再沸器蒸汽流量。

遗传算法是一种有效的解决最优化问题的方法,是一种基于生物自然选择和遗传机理的随机搜索算法。其核心是将搜索空间映射成为遗传空间,将变量映射成染色体,向量的元素映射成基因。通过种群中各染色体的复制、杂交和变异,使得个体继承父体更优良的特性,产生较好的解<sup>[9,10]</sup>。

步骤如下:

(1) 初始种群的形成。

在三维空间中对  $f, r_1, r_2$  进行二进制编码,选取 40 组随机变量作为初始的种群,最大遗传代数为 50,变量的二进制位数为 20。GA 以此开始迭代。

(2) 适应值评估。

以  $f$  作为评价价值标准。

(3) 选择。

通过比较适应值的大小,选择优化的个体直接遗传到下一代或者配对交叉后遗传到下一代。

(4) 交叉。

将父代个体中的部分结构交换从而产生新的个体。

(5) 变异。

对种群中部分染色体上的基因发生变化,即对父代的部分基因取反来获得变异的子代。

(6) 终止条件。

若进化过程中所得到的具有最大适应度个体作为最优解输出或达到最大的遗传代数,则终止计算<sup>[11,12]</sup>。

利用 MATLAB 对上述的神经网络建立的四塔精馏模型计算后见表 1 和如图 5 的结果(蒸汽流量单位  $10^4 \text{ kg/h}$ ):

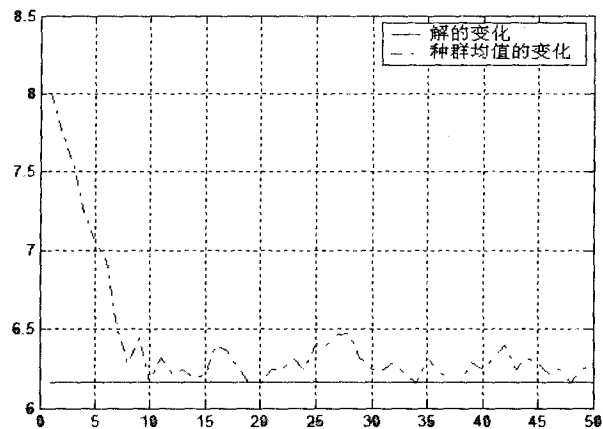


图5 遗传算法解的变化

表 1 优化结果

加压塔回 流比 $r_1$	常压塔回 流比 $r_2$	加压塔乙 醇 PPM	常压塔乙 醇 PPM	加压塔塔底 蒸汽流量
3.4999	2.4991	48.0255	44.3502	6.1655

## 5 结果分析

对于四塔精馏提出一种用 BP 神经网络拟合的方法,然后对拟合的函数,采用遗传算法求出最优的操作参数。具体的流程如图 6 所示。

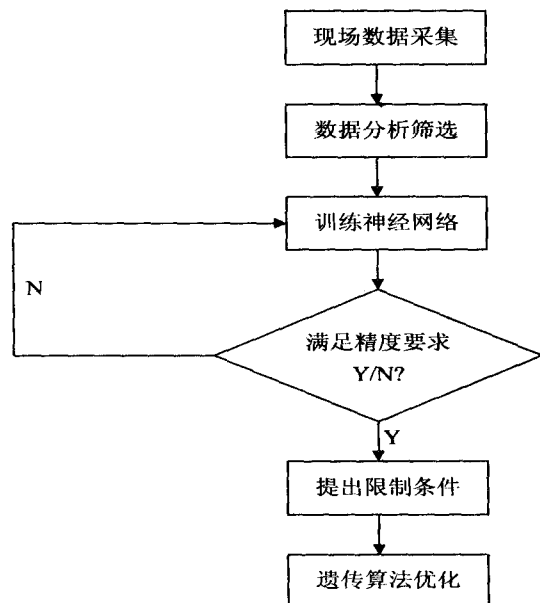


图 6 四塔精馏优化方法流程图

结果表明:

(1)神经网络拟合的结果表明其误差较小,解决了四塔精馏模型建立困难的问题。

(2)将遗传算法和神经网络相结合是一种行之有效的优化方法。为四塔精馏优化提供了一个参考。

在实际操作中发现,最终优化结果的好坏主要是由神经网络拟合的精度所决定的。这就需要增加训

练所用的数据样本个数。一方面可以通过增加现场数据的采集,另一方面可以使用 ASPEN 等化工模拟软件来取得合适的数据样本,这样能建立一个数据分布均匀的数据库,能大大增加拟合的精度。

## 参考文献:

- [1] 王慧娟. 精馏过程建模与操作优化研究[D]. 大连:大连理工大学,2006.
- [2] 刘兴高. 精馏过程的建模、优化与控制[M]. 北京:科学出版社,2007.
- [3] 黄凤林,向小凤. 甲醇精馏过程四塔流程模拟分析[J]. 石油与天然气化工, 2007,36:18-21.
- [4] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论和 MATLAB7 的实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [5] 胡伍生. 神经网络理论及其工程应用[M]. 北京:测绘出版社,2000.
- [6] 薄翠梅,林锦国,戴庆成. 径向基函数神经网络在精馏塔软测量中的应用[J]. 南京工业大学学报,2002,24(3):82-86.
- [7] 王菲露,宋杰,宋杨. BP 神经网络在蛋白质二级结构预测中的应用[J]. 计算机技术与发展,2009,19(5):217-219.
- [8] 李晶,袁峰,丁振良. 基于 BP 神经网络的外姿态测量系统线阵 CCD 标定[J]. 仪器仪表学报,2010,31(5):1138-1141.
- [9] 朱文龙. 基于遗传算法的 BP 神经网络在多目标优化中的应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2009.
- [10] 魏志明. 遗传算法的改进及其在机械优化设计中的应用[D]. 济南:山东建筑大学,2009.
- [11] 纪良波,周天瑞. 基于神经网络和遗传算法的拉深成形工艺优化[J]. 机床与液压,2010,38:20-23.
- [12] 陈广洲,解华明,鲁祥友. Matlab 遗传算法工具箱在非线形优化中的应用[J]. 计算机技术与发展,2008,18(3):246-249.

(上接第 172 页)

- [2] 乔咏梅,张定华,张森,等. 数控仿真技术的回顾与评述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,1995,7(4):312-315.
- [3] 刘磊,吴明华,周济. 通用数控加工过程仿真中数控代码解释器的一种实现[J]. 组合机床与自动化加工技术,1995(12):12-16.
- [4] 严蔚敏,吴伟民. 数据结构(C语言版)[M]. 北京:清华大学出版社,1997.
- [5] 孙家广,杨长贵. 计算机图形学[M]. 北京:清华大学出版社,1994.
- [6] 赵继政,魏民生,杨彭基. 基于图像空间的数控加工图形仿真[J]. 中国机械工程,1998,9(5):28-31.
- [7] Wang W, Wang K. Geometric modeling for swept volume of

moving solids[J]. Comput. Graph. & Applie, 1986(12):8-17.

- [8] 沙智华,葛研军,王启义. 车削加工物理仿真技术研究[J]. 大连铁道学院学报,2000,21(3):69-78.
- [9] 王洪详,李旦,董申. 超精密车削表面粗糙度预测模型的建立[J]. 高技术通讯,2000(3):76-82.
- [10] Kim H S, Ehmann K F. A cutting force model for face milling operations[J]. Int J Mach Tools Manuface, 1993,33(5):651-673.
- [11] Olover J H, Goodman E D. Direct dimensional NC verification[J]. Computer-Aided Design, 1990,22(1):3-9.
- [12] 张祖浩,葛建芳. C++程序设计基础与实践教程[M]. 北京:电子工业出版社,2009.