

文章编号: 2095-2163(2021)02-0076-04

中图分类号: TK01

文献标志码: A

基于 BP 神经网络对汽油辛烷值损失预测模型的构建

王宁宁

(上海工程技术大学 管理学院, 上海 201620)

摘要: 汽油燃烧尾气中含有的硫、烯烃等混合物对环境造成了极大的污染, 但企业脱硫降烯的过程也会降低代表企业利润的辛烷值含量。通过数据关联或机理建模, 可以刻画化工过程与辛烷值含量的关系, 为解决传统的数据关联模型中变量相对较少、机理建模对原料的分析要求高、对过程优化的响应不及时等问题, 本文利用 Matlab 软件, 基于粒子群优化算法, 通过 BP 神经网络模型对工厂生产过程中收集的数据进行数据挖掘, 建立了辛烷值损失预测模型。最后选择了 225 个数据样本进行了辛烷值损失预测模型的训练, 100 个样本用于对辛烷值损失模型进行验证。所构建的模型对目标值的预测具有高度拟合性, 较好地解决了相关问题。

关键词: 辛烷值; BP 神经网络模型; 粒子群优化; 损失预测模型

Prediction of gasoline octane loss based on BP neural network model

WANG Ningning

(School of Management Studies, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] The mixture of sulfur and olefin in the exhaust gas of gasoline combustion causes great pollution to the environment, but the process of desulfurization and detene will also reduce the octane number which represents the profit of the enterprise. Through data correlation or mechanism modeling, the relationship could be depicted between the content of chemical process and octane content. In order to solve the problems of relatively few variables in traditional data association models, high requirements for raw material analysis in mechanism modeling, and untimely response to process optimization, the paper uses Matlab, based on the Particle Swarm Optimization algorithm, the data collected in the production process of the factory is mined through the BP neural network model. Consequently, the prediction model of octane loss is established, 225 data samples are selected to train the octane loss prediction model, and 100 samples are used to verify the octane loss model. The model is highly fitting to the prediction of the target value and solves the related problems well.

[Key words] octane number; BP-neural network model; Particle Swarm Optimization; loss forecasting model

0 引言

随着国内社会经济的飞速发展, 汽车数量越来越多, 而汽油作为其主要动力燃料, 消耗量也与日俱增。但是由于汽油的燃烧产生的尾气含有的硫、烯烃等对环境有很大的污染, 为响应国际对汽油清洁化的号召, 各国对汽油质量标准的制定都愈发严格。要求在汽油精制的过程中, 不仅要降低其中硫、芳烃等物质的含量, 同时要保证汽油中的辛烷值 (RON) 的含量^[1]。

辛烷值是用来衡量汽油品质以及燃烧性能的一个关键指标, 通常用该值来评价汽油抑制爆震能力的高低。如果汽油中含有的辛烷值过低的话, 汽油机的热效率就会降低, 很容易加重缸体以及部件的磨损, 甚至导致发动机爆震^[2]。如果发生爆震, 则会听到气缸发出的敲击声, 燃烧室的温度会骤然提高, 排气管道开始冒黑烟。如果汽油的抑制爆震

能力强, 能在一定程度上免除爆震现象的出现。因此辛烷值含量对发动机的使用年限、功率有很大影响^[3]。而辛烷值对炼油厂来说代表着利润, 辛烷值的高低决定了价格的高低。

但是由于目前国内的炼油工艺中设备和过程不统一, 原料成分复杂, 存在着很多不可控因素, 就使得持续扩大与优化生产的目标很难实现。因此在当前严格的国 VI 标准下, 如何在降低汽油中硫、烯烃等物质的前提下, 使得化工厂得到辛烷值尽可能高的汽油, 即已成为目前汽油生产领域的攻克重点与难点。对此本文拟展开研究论述如下。

1 基于粒子优化算法的 BP 神经网络模型

由于本文所收集样本的操作变量之间具有高度非线性, 所以本文建立基于粒子群优化算法的 BP 神经网络数据预测模型, 用于对不同操作条件下的辛烷值损失进行预测。

1.1 BP神经网络模型

BP神经网络是一种需要学习训练的监督分类算法^[4]。对复杂的非线性系统非常适用,具有较高的建模能力,现已广泛用于预测模型。本文首先根据所收集到的样本数据建立神经网络模型,对模型输入特征向量,并经过神经网络的学习输出得到预测值,再通过模型运算得到预测结果,比较学习得到的预测值和期望值求出网络误差,在此基础上把误差进行反向传递,进而对所设置的神经网络参数反复做出调整,直到网络误差满足精度要求。通常,BP神经网络的拓扑结构有3层:输入层、隐含层以及输出层,其中输入层中有 n 个神经元,输出层有 m 个神经元。BP神经网络的计算过程中涉及到的原理公式可依次表述如下。

(1) 隐含层神经元的激励函数为:

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

(2) 隐含层输出为:

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - a_j\right), \quad j = 1, 2, \dots, l, \quad (2)$$

(3) 输出层的输出为:

$$Y_k = \sum_{j=1}^l H_j w_{jk} - b_k - b, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

1.2 基于粒子群优化算法的BP神经网络模型

粒子群优化(PSO)算法是一种具有随机性的全局迭代进化算法,和遗传算法的“交叉”、“变异”等较为复杂的操作不同,该算法结构简单,参数比较少,与其他算法相较而言更容易在程序上实现^[5]。PSO算法可以通过一层层的迭代,对复杂空间中存在的问题进行最优化求解。本文通过 PSO 算法对BP神经网络模型进行改进,可以降低BP神经网络对梯度下降的依赖,较好地弥补了BP神经网络的不足。利用粒子群算法对BP神经网络的权值和阈值进行优化时,定义粒子群搜索空间维数 $D = l \times n + l \times m + l + m$, 其中每个粒子的位置向量 X_i 代表了BP神经网络的一组权值和阈值。用粒子群算法进行的反复多次迭代,可以让粒子适应度值在条件终止时达到最小,因此就可以定位找到粒子的最优位置,此刻的位置向量即代表了BP神经网络的最优权值和阈值,该位置向量将作为最终权值和阈值,并可用来对BP神经网络进行测试验证。本文将训练样本的BP神经网络输出的均方误差作为适应度值,数学公式如下^[6]:

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (O_{ki} - Y_{ki})^2. \quad (4)$$

1.3 建立辛烷值损失预测模型

本文主要通过4个步骤建立模型,具体如下。

Step 1 辛烷值损失预测模型结构确定。研究后得到的辛烷值损失预测模型如图1所示。由图1可知,本文采用的BP神经网络输入层有25个节点,隐含层为单层,节点数为5,主要根据以下经验公式计算得出:

$$l = \sqrt{c + d} + a, \quad (5)$$

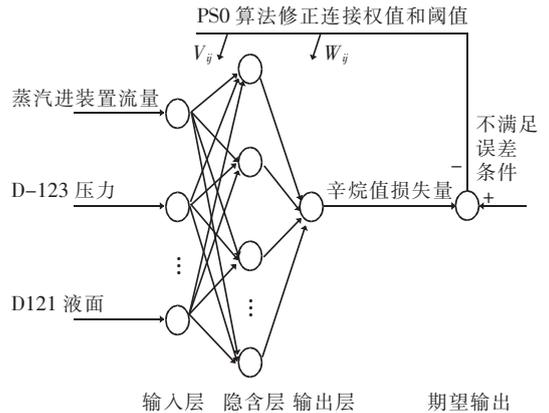


图1 辛烷值损失预测模型

Fig. 1 Octane loss prediction model

Step 2 对所获取的样本进行归一化处理。在图1构建模型的参数中,从中筛选出325组数据,将其中225组数据作为训练样本,剩下的100组数据作为模型的检验样本,并对样本数据进行归一化处理,公式为:

$$X_n = \frac{X_n - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}. \quad (6)$$

Step 3 选取BP网络传递函数。根据本文数据及研究目的,分别确定了输入层到隐含层的传递函数以及隐含层到输出层的传递函数。

Step 4 BP网络参数和粒子群算法求解参数的设置,见表1和表2。

表1 BP网络参数

Tab. 1 BP network parameters

参数	参数值
输入层节点个数 <i>inputnum</i>	25
隐层节点个数 <i>hiddennum</i>	5
输出层节点个数 <i>outputnum</i>	1
训练次数 <i>epochs</i>	1 000
学习速率 <i>lr</i>	0.1
训练目标最小误差 <i>goal</i>	0.000 01
显示频率 <i>show</i>	25
动量因子 <i>mc</i>	0.01
最小性能梯度 <i>min_grad</i>	1e-6
最高失败次数 <i>max_fail</i>	6
最小性能梯度 <i>min_grad</i>	1e-6

表2 粒子群算法求解参数

Tab. 2 Solution parameters of Particle Swarm Optimization algorithm

参数	参数值
学习因子 $c1$	2
最大权值 $wmax$	0.90
最小权值 $wmin$	0.30
迭代次数 $maxgen$	50
粒子数量 $sizepop$	20
最大速度 $Vmax$	0.2
最小速度 $Vmin$	0.001
粒子阈值范围 $popmax$	1
粒子阈值范围 $popmin$	0

根据辛烷值损失预测的神经网络建模方法,建立了基于粒子群算法优化的 BP 辛烷值损失预测模型,并用 Matlab 对模型进行求解,整个预测模型流程如图 2 所示。

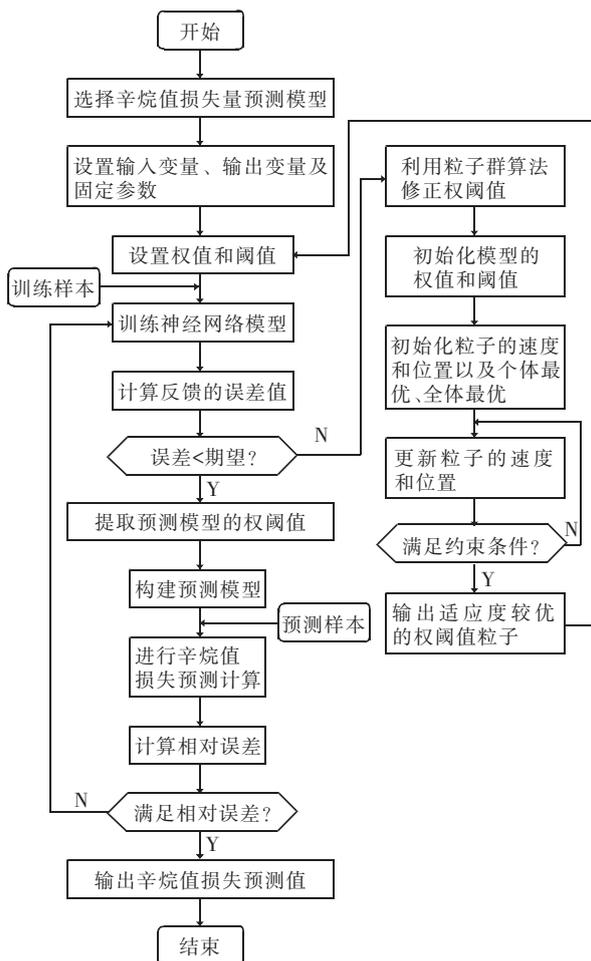


图2 辛烷值损失预测模型

Fig. 2 Octane loss prediction model

2 PSO 优化 BP 神经网络模型的仿真验证

2.1 PSO 优化 BP 神经网络模型的适应度验证

PSO 优化 BP 神经网络模型适应度如图 3 所示。由图 3 可以看到,通过 PSO 优化 BP 神经网络,设置进化代数数为 50,从第三代适应度曲线开始收敛为 4.81,之后一直很稳定,说明该模型具有较好的适应度。

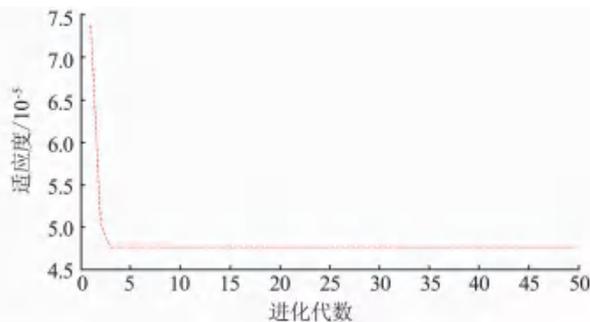


图3 PSO 优化 BP 神经网络模型适应度

Fig. 3 Fitness of BP neural network model optimized by PSO

2.2 基于 PSO 的 BP 神经网络辛烷值损失预测模型的训练与验证

BP 神经网络模型如图 4 所示。本文的 BP 神经网络,输入层节点为 25,隐含层节点为 5,输出层节点为 1。

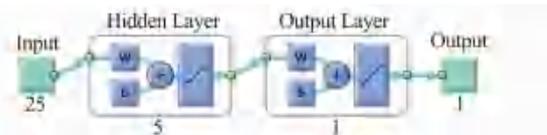


图4 BP 神经网络模型

Fig. 4 BP neural network model

本文搜集了 325 个样本数据,用 225 个样本数据作为本预测模型的输入集,100 个样本数据用作测试集和验证集。选择辛烷值 (RON) 损失为研究对象,利用 Matlab 软件运行代码进行数据预测分析,运行后的结果如图 5 和图 6 所示,用均方误差来描述模型预测的准确性。Validation 在训练了 18 次后 MSE 到达 $2.823 \ 3e-05$ 。

RON 损失对比如图 7 所示,是 100 个验证集的预测辛烷值损失与实际的辛烷值损失的对比。由图 7 可以清楚看出真实值与预测值拟合度很高。

RON 损失预测值与真实值的相对误差如图 8 所示。为了准确表示出模型可靠性,利用 Matlab 软件分别做出 RON 损失的相对误差和绝对误差图像,可以看到平均相对误差在 0.52% 左右,仅有个

别异常数值也不过 1.4%; 绝对误差不超过 0.015, 如图 9 所示。

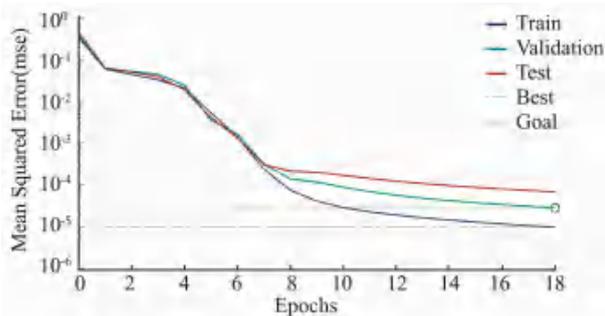


图 5 均方误差

Fig. 5 Mean Square Error

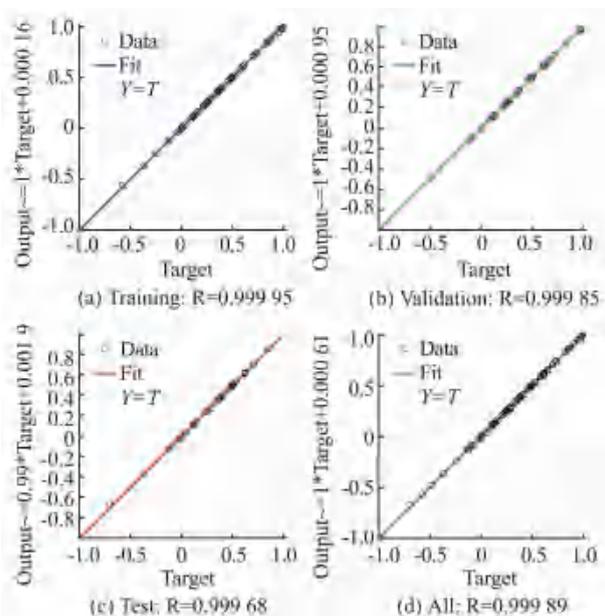


图 6 相差度误差分析

Fig. 6 Analysis of difference error

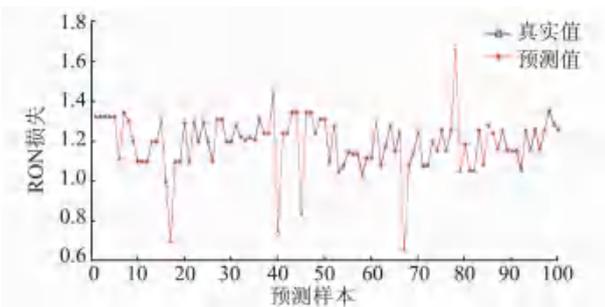


图 7 RON 损失对比

Fig. 7 Comparison of RON losses

3 结束语

本文对从化工厂所收集的数据构建了基于粒子优化算法的 BP 神经网络模型, 通过粒子群算法优化了权阈值问题, 不仅解决了网络收敛的速度慢的

问题, 同时避免了 BP 神经网络预测模型会导致模型结果陷入局部最优的情况, 使得预测模型更加准确。后面通过对模型的验证, 证明了本文所构建模型的可行性。所构建的模型解决了由于国内目前的炼油工艺中设备和过程不统一, 原料成分复杂等各种不可控因素导致的建模艰难问题, 有利于优化国内原油工艺的生产过程, 保证企业在降低汽油中硫、烯烃等物质的前提下, 提升汽油中的辛烷值含量, 帮助企业提高利润。

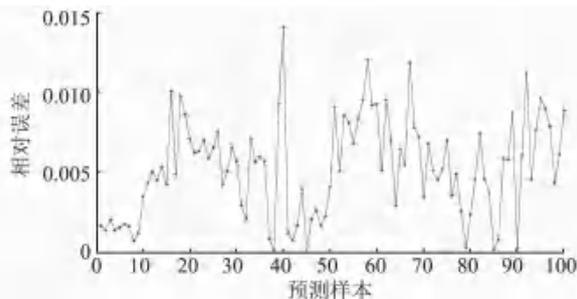


图 8 RON 损失预测值与真实值的相对误差

Fig. 8 Relative error between RON loss predicted value and true value

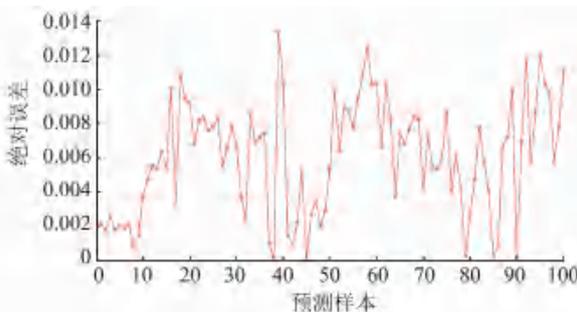


图 9 RON 损失预测值与真实值的绝对误差

Fig. 9 Absolute error between the predicted value of RON loss and the true value

参考文献

[1] 杨苗. 长庆石化汽油辛烷值的数学建模法计算研究[D]. 西安: 西安石油大学, 2015.

[2] 董立霞. FCC 汽油加氢脱硫过程中烯烃饱和与辛烷值损失规律的研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2017.

[3] 齐万松, 姬晓军, 侯玉宝, 等. S-Zorb 装置降低汽油辛烷值损失的探索与实践[J]. 炼油技术与工程, 2014, 44(11): 5-10.

[4] 罗连波, 朱景川, 刘勇, 等. 基于 BP 神经网络的 TC6 钛合金富氧 α 层厚度与热暴露温度、时间关系预报[J]. 稀有金属材料与工程, 2014, 43(4): 946-950.

[5] 宫华, 李作华, 刘洪涛, 等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的贮存可靠性预测[J]. 运筹与管理, 2020, 29(8): 105-111.

[6] 吕磊, 王红蕾. 基于 PSO-BP 神经网络的储能装置实时容量识别与实现[J]. 现代电子技术, 2020, 43(12): 69-73.