

# 基于 GA- BP 优化算法的 BP 网络及其在汽油调合辛烷值建模中应用

GA- BP Optimal algorithm Based NN and it's Application in Modeling of Gasoline Blending Process

(1. 长沙国防科技大学;2. 上海华东理工大学)杨于镭<sup>1</sup> 张祥东<sup>2</sup> 姜浩<sup>1</sup>

Yang, Yulei Zhang, Xiangdong Jiang, Hao

**摘要:** 本文中对一种改进的 BP 网络——GA- BP 网络, 分析了相关理论, 并列出了详细的 GA- BP 训练网络权值阈值的算法, 编制了 MATLAB 的程序来实现这个算法的功能; 同时将其用到了汽油调合辛烷值建模中, 获得满意的效果。

**关键词:** 汽油调合模型; 遗传算法; 优化算法; BP 网络等

**中图分类号:** TP31

**文献标识码:** B

**Abstract:** In this paper, aiming at a kind of improved BP NN——GA- BP NN, analyze it's related theoretic foundation, and list the detailed GA- BP algorithm of training weight and bias to the corresponding network, also we compile the programming of GA- BP algorithm to implement this function; Then this algorithm is adopted to create the modeling of Gasoline Blending Process, and obtain the content result.

**Keywords:** gasoline blending model, evolutionar algorithms(genetic algorithms), optimal algorithm, BP network ect.

BP神经网络是用得比较广泛的一种神经网络, 在建模、模式识别和优化等方面, 化工、冶金、电力等行业中广为使用。但是 BP 网络也有自身的缺点, 它在权值和阈值优化时本身采用的是基于梯度的算法, 因而易于陷入局部最优; 而遗传算法(GA)的智能优化方法是一种并行的、全局的最优化方法, 而且计算效率比较高, 用 GA 跟 BP 结合起来训练神经网络的权值和阈值, 理应取得较好的效果。本文就是基于这个思想的, 从 GA 在神经网络中的应用、基于遗传算法的神经网络训练方法和 GA- BP 网络建立汽油调合 RON 模型三个方面来阐述。

## 1 遗传算法在神经网络中的应用

遗传算法在很多领域都得到应用; 从神经网络研究的角度上考虑, 最关心的是遗传算法在神经网络的应用。

### 1.1 遗传算法在网络学习中的应用

在神经网络中, 遗传算法可用于网络的学习。这时, 它在两个方面起作用

#### (a) 学习规则的优化

用遗传算法对神经网络学习规则实现自动优化, 从而提高学习速率。

#### (b) 网络权系数的优化

用遗传算法的全局优化及隐含并行性的特点提

高权系数优化速度。

### 1.2 遗传算法在网络设计中的应用

用遗传算法设计一个优秀的神经网络结构, 首先是要解决网络结构的编码问题; 然后才能以选择、交叉、变异操作得出最优结构。编码方法主要有列 3 种:

#### (a) 直接编码法

这是把神经网络结构直接用二进制串表示, 在遗传算法中, “染色体”实质上 and 神经网络是一种映射关系。通过对“染色体”的优化就实现了对网络的优化。

#### (b) 参数化编码法

参数化编码采用的编码较为抽象, 编码包括网络层数、每层神经元数、各层互连方式等信息。一般对进化后的优化“染色体”进行分析, 然后产生网络的结构。

#### (c) 繁衍生长法

这种方法不是在“染色体”中直接编码神经网络的结构, 而是把一些简单的生长语法规则编码入“染色体”中; 然后, 由遗传算法对这些生长语法规则不断进行改变, 最后生成适合所解的问题的神经网络。这种方法与自然界生物地生长进化相一致。

### 1.3 遗传算法在网络分析中的应用

遗传算法可用于分析神经网络。神经网络由于有分布存储等特点, 一般难以从其拓扑结构直接理解其功能。遗传算法可对神经网络进行功能分析, 性质分

杨于镭: 硕士

析,状态分析。

本文中介绍的是 1.1 节中的 (b)—GA 优化网络权系数和阈值参数。详细介绍如下:

## 2 基于遗传算法的神经网络训练方法(GA-BP 法)

本文研究的 GA 和 ANN 结合是神经网络连接权值进化——用遗传算法学习神经网络权值阈值。

设有三层 BP 网络,  $I_i$  为输入层中第  $i$  个结点的输出;  $H_i$  为隐含层中第  $i$  个结点的输出;  $O_i$  为输出层中第  $i$  个结点的输出;  $WI_{ij}$  为输入层中第  $i$  个结点与隐含层第  $j$  个结点的连接权值;  $WH_{ij}$  为隐含层中第  $j$  个结点与输出层第  $i$  个结点的连接权值。遗传算法学习 BP 网络的步骤如下:

①初始化种群  $P$ , 包括交叉规模、交叉概率  $P_c$ 、突变概率  $P_m$  以及对任一  $WI_{ij}$  和  $WH_{ij}$  初始化; 在编码中, 采用实数进行编码, 初始种群取 30 左右;

②计算每一个个体评价函数, 并将其排序; 可按下式概率值选择网络个体:  $p_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i$

其中  $f_i$  为个体  $i$  的适配值, 可用误差平方和  $E$  来衡量, 即:  $f(i) = 1/E(i)$ ,  $E(i) = \sum_p \sum_k (V_k - T_k)^2$

其中  $i=1, \dots, N$  为染色体数;  $k=1, \dots$ , 为输出层节点数;  $p=1, \dots$ , 为学习样本数;  $T_k$  为目标值。

③以概率  $P_c$  对个体  $G_i, G_{i+1}$  交叉操作产生新个体  $G'_i, G'_{i+1}$ , 没有进行交叉操作个体进行直接复制;

④利用概率  $P_m$  突变产生  $G_i$  的新个体  $G'_i$ ;

⑤将新个体插入到种群  $P$  中, 并计算新个体的评价函数;

⑥如果找到了满意的个体, 则结束, 否则转③。

达到要求性能指标后, 将最终群体中的最优个体解码即可得到优化后网络连接权系数。

## 3 GA-BP 网络建立汽油调合 RON 模型

### 3.1 GA-BP 算法

GA-BP 算法就是在 BP 算法之前, 先用 GA 在随机点集中遗传出优化初值, 以此作为 BP 算法的初始权值, 再由 BP 算法进行训练, 这就是 GA-BP 算法的基本原理。

GA-BP 算法的步骤:

①初始化种群  $P$ , 包括交叉规模、交叉概率  $P_c$ 、突变概率  $P_m$  以及对任一  $WI_{ij}$  和  $WH_{ij}$  初始化; 在编码中, 采用实数进行编码, 初始种群取 30 左右;

②计算每一个个体评价函数, 并将其排序; 可按下式概率值选择网络个体:  $p_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i$

其中  $f_i$  为个体  $i$  的适配值, 可用误差平方和  $E$  来

衡量, 即:  $f(i) = 1/E(i)$ ,  $E(i) = \sum_p \sum_k (V_k - T_k)^2$

其中  $i=1, \dots, N$  为染色体数;  $k=1, \dots$ , 为输出层节点数;  $p=1, \dots$ , 为学习样本数;  $T_k$  为目标值。

③以概率  $P_c$  对个体  $G_i, G_{i+1}$  交叉操作产生新个体  $G'_i, G'_{i+1}$ , 没有进行交叉操作个体进行直接复制;

④利用概率  $P_m$  突变产生  $G_i$  的新个体  $G'_i$ ;

⑤将新个体插入到种群  $P$  中, 并计算新个体的评价函数;

⑥计算 ANN 误差平方和, 若达到预定值  $errsum1$ , 则转⑦, 否则转③, 继续进行遗传操作;

⑦以 GA 遗传出的优化初值作为初始权值, 用 BP 算法训练网络, 直到指定精度  $errsum_{II}$  (一般地,  $errsum_{II} < errsum_I$ )。

### 3.2 GA-BP 网络训练结果

用 GA-BP 算法训练前面的神经网络, 其遗传算法误差平方和曲线、适应度曲线和 BP 算法的训练目标曲线分别见下图 1 的(a)、(b)。

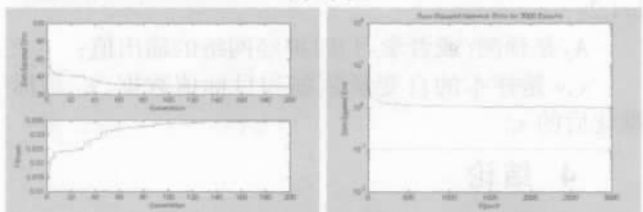


图 1(a) GA-BP 训练的 GA 段曲线 图 1(b) GA-BP 训练的 BP 段曲线  
经遗传算法 200 次, BP 算法 3000 次训练后, 用时 32.61s, 得到前向 BP 网络的参数:

隐层权值  $Wh = \begin{bmatrix} -0.3106 & -0.0953 & 0.1094 & 0.6425 \\ 0.2127 & 0.4023 & 0.4493 & -0.55 \end{bmatrix}$   
 $Wo = [2.5456 \quad -3.0571]$ , 阴层阈值  $bh = \begin{bmatrix} -0.1736 \\ -0.2543 \end{bmatrix}$ , 输出层阈值  $bo = 0.2159$ 。

对 57-84 共 28 组数据最大预测误差:  $errmax = 2.032877$ , 预测的总误差:  $errsum = 21.53$ , 作出相应的图: 图 2 与图 3 如下:

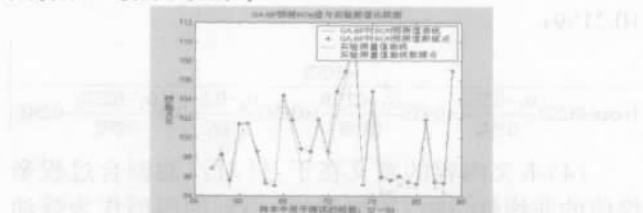


图 2 GA-BP 预测 RON 值与实验值比较图

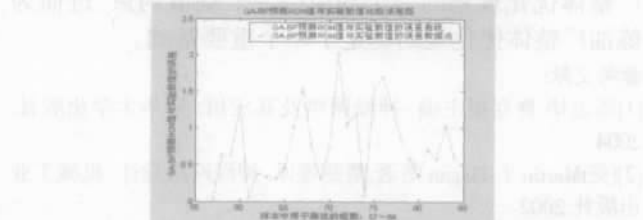


图 3 GA-BP 预测 RON 值与实验值比较误差图

### 3.3 得到汽油调合辛烷值模型

样本的自变量数据和目标值做数据处理,按照下面的公式,进行标准化:  $x_i' = \frac{x_i - \bar{x}_i}{s_{x_i}}$

式中,  $\bar{x}_i$  和  $s_{x_i}$  是  $x_i$  的平均值和标准差。

同样方法对目标函数做数据标准化处理。用于预测和测试的数据分析得到:  $\bar{y} = \text{meant1} = 98.883$ ,  $s_y = \text{stdt1} = 4.406$ 。

BP 神经对汽油调合辛烷值 RON 的预测的最终关系式是:

$$RON = s_y \left\{ \sum_{j=1}^2 W_{ij} \left[ \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{i=1}^4 w_{ij} x_i' - b_{ij})} \right] + b_2 \right\} + \bar{y} = s_y \cdot A_2 + \bar{y}$$

式中,  $b_{ij}$  是隐含层第  $j$  个神经元的阈值,  $b_2$  是输出层的阈值;

$W_{ij}$  是输入层第  $i$  个神经元到隐含层第  $j$  个神经元连接权值,  $i=1, \dots, 4, j=1, 2$ ;

$W_j$  是隐含层第  $j$  个神经元到输出层的连接权值,  $j=1, 2$ ;

$A_2$  是预测(或者学习)时神经网络的输出值;

$x_i, y$  是样本的自变量数据和目标值数据,  $x_i'$  是标准化后的  $x_i$ 。

## 4 结论

(1) 将 GA 算法思想应用到 BP 网络来优化权值与阈值, 改进了单纯的 BP 算法, 提高了优化搜索能力; 并且编制了 GA-BP 算法的 MATLAB 程序;

(2) 给出了基于“logsig”激励函数的 BP 网络的输入输出关系式, 应用于调合汽油辛烷值的神经网络建模, 形式相对有点复杂;

(3) 把所得的系数代到预测的最终关系式中, 即得:  $RON = 98.883 + 4.406 \times$

$$\left\{ \frac{25456}{1 + \exp\left(-\frac{(x_1 - 0.3321)}{0.1541} - \frac{(x_2 - 0.2321)}{0.1188} + \frac{(x_3 - 0.2)}{0.1186} + \frac{(x_4 - 0.2357)}{0.1592} + 0.1736\right)} + 0.2159 + \right.$$

$$\left. \frac{-3.0571}{1 + \exp\left(-\frac{(x_1 - 0.3321)}{0.1541} + \frac{(x_2 - 0.2321)}{0.1188} + \frac{(x_3 - 0.2)}{0.1186} - \frac{(x_4 - 0.2357)}{0.1592} - 0.2543\right)} \right\}$$

(4) 本文内容的意义在于: 针对汽油调合过程辛烷值的非线性, 进行智能建模, 得到的模型作为炼油厂整体优化规划的一个约束——辛烷值约束, 进而为炼油厂整体优化规划奠定了一个重要基础。

参考文献:

- [1] 周志华. 曹存根主编. 神经网络及其应用. 清华大学出版社. 2004
- [2] (美) Martin T. Hagan 等著, 戴葵等译. 神经网络设计. 机械工业出版社. 2002
- [3] (日) 谷萩隆嗣主编, (日) 萩原将文, (日) 山口. 人工神经网络与模糊信号处理. 科学出版社. 2003

[4] 刘勇, 康立山等. 计算方法丛书非数值并行算法(第二册) 遗传算法. 科学出版社. 1995

[5] 王长利, 全厚德. 基于数据库的通信设备自动测试系统设计[J] 微计算机信息, 2005, 1: 69-71

作者简介: 杨于镭, 长沙国防科技大学理学院数学系。(410072 长沙国防科技大学理学院数学系) 杨于镭 姜浩

(200237 上海华东理工大学自动化研究所) 张祥东 (College Of Science, National University Of Defense Technology, Changsha 410072) Yang, Yulei Jiang, Hao

(Institute of Automation, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237) Zhang, Xiangdong

(投稿日期: 2005.9.21) (修稿日期: 2005.9.29)

(接 76 页) 集的波形, 图三是加滤波器采集到的波形。

## 6 结束语

本文提出了应用 FPGA 和旋转编码器的 SOPC 设计测量工业大型吊车吊钩位置。该设计具有测量精度高、成本低、运行可靠、维护量少的特点。该设计成功应用于武钢二炼钢, 其吊车主要任务是将炼钢完成后的钢包从距离地面约九米的操作台吊到地面冷却区域冷却, 由于钢包体积较大, 一般司机凭感觉将吊钩碰撞一下着钩处才能定位, 由于吊钩重量很重(大约 1 吨)这种碰撞对于承载钢包的万向轴危害很大, 在应用本设计后吊车司机能很准确的知道吊钩的位置而不用靠碰撞来定位, 延长了万向轴的寿命, 提高了一次定位成功率, 缩短了生产时间, 提高了生产效率。

参考文献:

- [1] Cyclone II Device Handbook. www.altera.com
- [2] 郭彦丰, 杨志家. 基于 SoPC 的基金会现场总线 SoC 原型设计与验证[J] 微计算机信息, 2005, 9: 65-68
- [3] 林敏, 方颖立. VHDL 数字系统设计与高层次综合[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.

作者简介: 黄睿 (1977-), 男, 武汉科技大学信息科学与工程学院硕士研究生, 研究方向为图像识别及其硬件实现, E-mail: ruihuang@263.net. 方康玲 (1945-), 女, 武汉科技大学信息科学与工程学院, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机过程控制、图像处理和机器人控制。

(430081 湖北 武汉科技大学 信息科学与工程学院) 黄睿 方康玲 廖得元

(College of information science & engineering, Wuhan University of science & technology, Wuhan, China, 430081) Huang, Rui Fang, Kangling Liao, Deyuan

通讯地址: (湖北武汉科技大学 127 信箱) 黄睿

(投稿日期: 2005.7.21) (修稿日期: 2005.7.29)