

文章编号: 1002-0411(2001)06-562-04

# 基于神经网络模型的系统参数优化设计方法

何 为 韩力群

(北京工商大学信息工程学院 北京 100037)

**摘 要:** 介绍了一种应用神经网络建模仿真的系统参数优化设计方法. 采用正交试验设计法准备训练数据, 采用 BP 网络对试验数据建模. 利用网络模型仿真正交试验得到各参数对性能指标的影响曲线, 通过直观分析可对系统参数组合进行优化设计. 将该方法用于某化工产品得到优化配方, 经试验证实了它的实际应用意义.

**关键词:** 参数优化, 神经网络, 系统性能, 正交设计

中图分类号: TP13

文献标识码: B

## NEURAL NETWORK MODELING BASED METHOD FOR OPTIMIZING PRODUCT PARAMETERS

HE Wei HAN Liqun

(Information College of Beijing Technology and Business University, Beijing 100037)

**Abstract:** A method for optimizing system parameters based on neural network modeling is proposed. A BP neural network is used as the model of system and is trained with orthogonal data set. Through intuitive analysis of the curves which are resulted from the model and showed the influences of parameters on the performances of system, the optimal combination of system parameters can be obtained. The method has been used to optimize the formulation of some chemical product, and proved to be highly effective.

**Keywords:** optimization of parameter, neural network, system performance, orthogonal design

### 1 引言(Introduction)

系统的质量是设计质量与生产质量的总和. 系统的设计质量由系统设计、参数设计和容差设计三个设计阶段共同决定, 其中参数设计是指通过某种设计方法找到能使系统性能指标达到最优的参数组合. 对于某些系统, 其性能指标同各有关参数之间具有已知的函数关系. 借助这种函数关系的分析与计算, 即可求出优良的参数组合. 然而绝大多数系统的性能指标与参数之间的数学模型是未知的, 或无法建立确定的解析表达式. 这类系统的参数优化设计, 常通过试验进行探索与试凑. 对于多参数系统, 往往需要进行大量试验, 不仅消耗大量人力与财力, 而且很难保证所得参数组合为最优组合.

近年来, 神经网络以其出色的非线性映射能力和泛化能力被广泛用做通用非线性数学模型. 理论上已经证明, 采用误差反向传播(Error Back-Propagation 简称 BP)算法的三层前向神经网络可

以任意精度逼近任意连续函数. 采用 BP 神经网络对系统的试验数据进行学习, 以训练后的网络作为数学模型映射系统参数与性能指标之间的复杂非线性关系, 可获得较高的精度. 尽管 BP 神经网络是一种非解析的数学模型, 我们仍可以借助这种模型进行参数分析与优化设计.

### 2 仿真模型的设计(Design of emulation model)

#### 2.1 训练样本的选择

神经网络模型的仿真信度与所选择的训练样本密切相关. 在系统设计性试验中, 广泛采用正交试验设计法安排试验. 正交试验设计法的理论工具是正交表, 利用正交表可以从所有可能的搭配中挑选出若干必需的正交试验, 不仅可以大大减少试验次数, 而且具有均匀分散的特点, 因此可以实现在样本空间大范围选点.

#### 2.2 BP 网络设计与训练

利用正交表安排试验, 得到一批准确的系统性能指标试验数据作为 BP 神经网络的学习样本. 根据系统的参数个数和性能指标的个数设计神经网络的结构, 然后用试验数据作为学习样本对神经网络进行训练. 完成训练之后的 BP 神经网络, 其输入与输出之间形成了一种能够映射系统参数与优化指标内在联系连接关系, 可作为仿真试验的数学模型.

图 1 给出针对 5 个参数、3 个指标系统的试验数据建立的三层前向神经网络. 5 维输入向量与系统组成因素相对应, 3 维输出向量与 3 个性能指标相对应, 通过试验确定隐层结点数. 利用正交表安排  $P$  组试验, 从而得到  $P$  对训练样本. 训练时采用有冲量项的 BP 算法<sup>[1]</sup>.

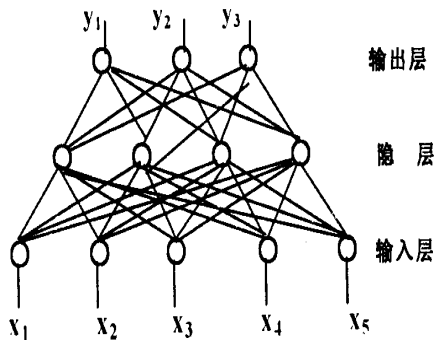


图 1 神经网络仿真模型

Fig. 1 Emulating neural network

### 2.3 泛化能力检验

BP 网络的泛化能力反映了模型的仿真信度. 检验样本的选取不能与训练样本重复, 且应具有在样本空间均匀分布的特点, 为此仍利用正交试验设计法来安排模型泛化能力的检验试验. 设某参数  $x$  的取值范围为  $x_{\min} \sim x_{\max}$ , 根据实际需要将该区间离散为  $n$  个水平值. 若训练样本取其 1、3、5... 等奇数水平, 则检验样本可取 2、4、6 等偶数水平.

### 3 基于模型的参数分析和穷尽式枚举选优 (Parameter analysis and enumerate optimize)

参数分析的目的是通过对仿真试验结果进行综合比较, 从而解决两个问题:

- (1) 在多个参数中, 哪些参数对系统性能指标的影响大, 哪些对系统性能指标的影响小?
- (2) 如果某个参数对某个系统性能指标的影响大, 取它的哪个水平有利?

第一个问题要在比较多个参数中获得解决, 第二个问题要在比较某个参数的不同取值水平中获得解决. 对某个参数的不同水平进行比较可借鉴正交试验设计的直观分析法, 该方法的依据是综合比较. 设正交表中共有  $P$  项参数组合试验, 直接对其中的试验结果做两两比较是不可能的, 因为这  $P$  组参数组合没有两组是相同的, 没有比较的基础. 但是, 如果把这  $P$  组试验结果适当组合起来, 就会发现某种可比性, 这就是正交试验设计特有的“综合可比性”<sup>[2]</sup>.

利用神经网络仿真模型进行参数分析时, 可用正交试验设计法安排仿真试验计划. 对于某个要分析考察的参数, 可将其取值范围细分为多个水平; 而对于其它参数, 可粗分为两三个水平, 如低和高, 或低、中和高. 设被考察参数为  $A$ , 当其取某水平  $i$  或  $j$  时, 可记为  $A_i$  或  $A_j$ . 在条件  $A_i$  或  $A_j$  下的诸项仿真试验中, 其它参数皆取遍其全部水平, 而且各水平出现的次数相同. 这就意味着, 对于在  $A_i$  或  $A_j$  条件下的各次试验来说, 虽然其它参数在变动, 但这种变动是“平等的”. 因此对  $A_i$  或  $A_j$  条件下的各次试验结果  $Y(A_i)$  取平均值  $\bar{Y}(A_i)$  或  $\bar{Y}(A_j)$ , 则两者就有可比性, 两者的差异反映了参数  $A$  的两个水平对系统性能指标的不同影响. 同理可对其它参数的不同取值水平对性能指标的影响进行分析.

将各参数取值水平与对应试验结果平均值列成表格或绘成曲线, 通过比较可看清各参数对系统性能指标的影响, 通过直观分析可找到满足设计需要的优良参数组合.

用 BP 网络模型进行仿真试验时, 只需进行前向计算, 在 586 微机上运行运算速度极快, 即使对多参数多水平的完全组合逐一进行试验, 也只需几分钟时间. 因此, 可在样本空间对多参数多水平完全组合的试验条件进行穷尽式枚举选优. 用计算机实现时, 只需设计一个多重循环程序.

### 4 参数分析应用实例与效果 (Example and effect of the method)

将本文所述方法用于解决催化剂配方优化问题, 取得很好的应用效果. 具体步骤如下:

第一步: 建立配方的 BP 网络模型

表 1 给出各因素的取值范围及水平值<sup>[3]</sup>, 其中前 4 个因素取 9 种水平, 第 5 个因素取 6 种水平. 正交表安排了 18 组试验如表 2 所示, 从而得到 18 对训练样本. 图 1 即为针对五因素、三指标配方的试验

表 1 组成因素水平

因素及 取值范围	Zn/Cu	A/Cu	B/Cu	Mn/Cu	C/Cu
水平 1	<b>0.050</b>	<b>0.030</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>
水平 2	0.065	0.050	0.020	0.020	0.010
水平 3	0.080	0.070	0.040	0.040	0.030
水平 4	0.095	0.090	0.060	0.060	0.030
水平 5	<b>0.110</b>	<b>0.110</b>	<b>0.080</b>	<b>0.080</b>	<b>0.040</b>
水平 6	0.125	0.130	0.100	0.100	0.050
水平 7	0.140	0.150	0.120	0.120	
水平 8	0.155	0.170	0.140	0.140	
水平 9	<b>0.170</b>	<b>0.190</b>	<b>0.160</b>	<b>0.160</b>	

数据建立的三层前向神经网络. 5 维输入向量与配方组成因素: Zn/Cu、A/Cu、B/Cu、Mn/Cu、C/Cu 相对应, 3 维输出向量与三个待优化指标: 脂肪酸甲酯转化率  $TR\%$ 、脂肪醇产率  $Y_{OH}\%$  和脂肪醇选择性  $S_{OH}\%$  相对应. 通过试验确定隐层节点数为 4. 训练时采用了 BP 算法. 训练结束后, 用该模型做 18 组检验性仿真试验, 所用试验数据与表 1 中数据为插值关系.

表 2 中还给出试验结果与 BP 网络模型仿真结果的对比<sup>[4]</sup>. 从表中可以看出, BP 神经网络具有较高的仿真精度.

表 2 正交试验实测结果与 BP 网络模型仿真结果

No	Zn/Cu	A/Cu	B/Cu	Mn/Cu	C/Cu	TR <sub>1</sub> %	TR <sub>2</sub> %	Y <sub>OH1</sub> %	Y <sub>OH2</sub> %	S <sub>OH1</sub> %	S <sub>OH2</sub> %
1	0.0500	0.130	0.140	0.080	0.040	94.50	94.62	96.30	96.56	97.80	97.24
2	0.0650	0.070	0.120	0.160	0.020	88.05	88.05	75.50	75.97	86.50	86.67
3	0.0800	0.190	0.080	0.060	0.000	60.25	60.43	40.21	41.43	96.25	95.36
4	0.0950	0.110	0.060	0.160	0.040	93.05	93.11	97.31	96.29	99.30	99.39
5	0.1100	0.050	0.020	0.060	0.020	94.65	94.72	88.55	88.06	95.20	97.49
6	0.1250	0.170	0.000	0.140	0.000	96.05	95.96	95.50	96.69	99.50	99.52
7	0.1400	0.090	0.160	0.040	0.040	61.00	61.13	59.72	58.90	67.35	69.10
8	0.155	0.030	0.120	0.140	0.020	70.40	70.39	37.50	41.83	52.25	51.38
9	0.1700	0.150	0.100	0.040	0.000	83.30	83.32	82.85	82.48	99.20	96.53
10	0.0500	0.070	0.060	0.120	0.050	84.50	85.27	90.90	90.46	95.90	97.87
11	0.0650	0.190	0.040	0.020	0.030	69.50	69.45	61.80	65.03	88.20	92.41
12	0.0800	0.130	0.000	0.120	0.010	94.55	94.60	97.60	95.74	103.40	97.93
13	0.095	0.050	0.160	0.020	0.050	70.95	69.51	62.54	60.40	60.10	62.63
14	0.110	0.170	0.140	0.100	0.030	87.20	87.16	91.00	89.19	103.60	99.36
15	0.125	0.110	0.100	0.000	0.010	64.20	64.08	58.30	59.12	58.90	60.22
16	0.140	0.030	0.080	0.100	0.050	86.15	86.15	75.65	61.43	86.50	78.07
17	0.155	0.150	0.040	0.000	0.030	77.15	77.17	71.90	71.72	91.80	91.74
18	0.170	0.090	0.020	0.080	0.010	96.05	96.00	94.60	94.62	98.00	99.12

注: 1—试验数据, 2—仿真数据

### 第二步: 参数分析

对 5 个参数逐一按表 1 中的水平数进行神经网络模型仿真试验, 而对其它 4 个参数则只取 3 个水平, 即表 1 中的加黑数据. 例如, 考察参数 Zn/Cu 取 1 水平时对脂肪酸甲酯转化率  $TR\%$  的影响, 可按表 3 设计神经网络的输入, 仿真试验的结果列入表中最后 1 列. 在参数 Zn/Cu 取 1 水平的 9 种试验条件下, 其它 4 个参数皆取遍其低、中、高 3 种水平, 而且各水平出现的次数均为 3 次. 因此, 对 9 种试验结果取平均值  $\overline{TR\%}(Zn/Cu=0.050)$  后, 其它四种参数的变动对  $\overline{TR\%}(Zn/Cu=0.050)$  的影响就

相互“抵消”了, 其结果主要反映了 Zn/Cu 取 1 水平的影响. 将表 3 中第 1 列的数据依次换成其它 8 种水平值, 可得到 8 个对应的转化率平均值, 绘成 Zn/Cu— $\overline{TR\%}$  曲线可直观反映单个参数对性能指标的影响. 将另外 4 种参数对转化率的影响亦按上述方法进行处理, 所得结果如图 2 所示. 从图中可以看出, B/Cu、Mn/Cu 和 C/Cu 对转化率  $TR\%$  影响显著, 欲提高  $TR\%$ , 配方中 B/Cu 应取 0 水平(即不含 B/Cu), Mn/Cu 和 C/Cu 应取最高水平, 而 Zn/Cu 和 A/Cu 对  $TR\%$  的影响不十分显著, 可根据工艺条件决定. 同理可绘出各参数对  $Y_{OH}\%$  和  $S_{OH}\%$  的影

响曲线.

第三步: 试验验证

观察图 2 可直接得到转化率优化配方群: Zn/Cu= 1~ 9 水平, A/Cu= 1~ 9 水平, B/Cu= 0 水平, Mn/Cu= 9 水平, C/Cu= 6 水平. 将该配方群输入神

经元网络进行验证, 得到的仿真结果 TR% 均大于 95%. 在配方群中抽查 5 个配方进行试验, 试验时对 B/Cu 和 Mn/Cu 的含量按配方要求严格控制, C/Cu 含量 > 4 水平, 而其它两种成分的含量则在 9 种水平中随意取值, 得到的实测结果 TR% 均大于 99%.

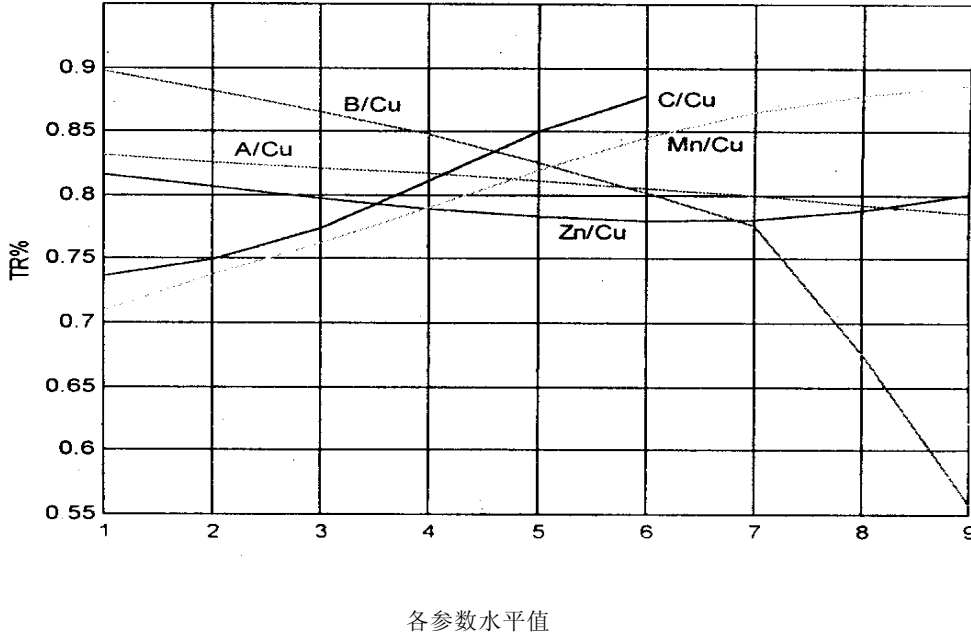


图 2 各参数变化对性能指标的影响

Fig. 2 Influence of parameters on performance

表 3 参数 Zn/Cu 取 1 水平时的网络输入

Tab. 3 Network inputs with Zn/Cu= level 1

Zn/Cu	A/Cu	B/Cu	Mn/Cu	C/Cu	TR%
0.050	0.030	0.000	0.160	0.030	0.959
0.050	0.110	0.000	0.000	0.000	0.657
0.050	0.190	0.000	0.080	0.050	0.805
0.050	0.030	0.080	0.080	0.000	0.655
0.050	0.110	0.080	0.160	0.050	0.948
0.050	0.190	0.080	0.000	0.030	0.660
0.050	0.030	0.160	0.000	0.050	0.818
0.050	0.110	0.160	0.080	0.030	0.903
0.050	0.190	0.160	0.160	0.000	0.942

### 5 结论(Conclusion)

本文提出的系统参数优化方法将正交试验设计的优势同神经网络仿真的优势相结合, 不仅能够大大减少试验次数的情况下训练出泛化能力强的仿真模型, 又能从整体上对各参数对性能指标的影响进行较全面的综合把握, 可通过对仿真结果的直

观分析得到多组参数优化组合条件, 使工艺实现上有更大的选择余地.

### 参 考 文 献 (References)

- 1 Jacek M. Zurada. Introduction to Artificial Neural Systems, St. Paul: West Publishing Company, 1992, 186~ 190
- 2 韩力群, 刘春贵. 稳压变压器的正交试验设计法. 计算机研究与发展, 1987, (4): 58~ 63
- 3 周庚生, 郭建国等. 椰油酸甲酯中压加氢制脂肪醇催化剂的研制. 日用化学工业, 1996, (3): 7~ 9
- 4 韩力群. 催化剂配方的神经网络建模与遗传算法优化. 化工学报, 1999, (4): 500~ 503

### 作者简介

何 为(1953- ), 1982 年在中国建筑材料科学研究院获硕士学位, 现为北京工商大学信息工程学院院长, 高级工程师. 研究领域为计算机检测与控制技术.

韩力群(1953- ), 1985 年在中科院计算机技术研究所获硕士学位, 现为北京工商大学信息工程学院副院长, 教授. 研究领域为智能控制与模式识别领域的教学与研究.