

基于GA的神经网络在火工药剂辨识中的应用*

孙忠华¹, 王珏², 刘荣³

(1. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044; 2. 重庆大学 光电信息及系统教育部重点实验室, 重庆 400044; 3. 重庆通信学院 机电系, 重庆 400035)

摘要: 在分析火工品压药模型的基础上, 结合计算智能的相关理论, 介绍了基于遗传算法的神经网络模型系统用于火工品药柱剂量的辨识。实验结果表明该系统能够较好地满足辨识火工品药柱剂量的要求。

关键词: 遗传算法; 神经网络; 火工药剂; 辨识
中图分类号: O233 文献标识码: A

0 引言

火工品在运载火箭和导弹武器中的应用极为广泛, 保证火工品质量, 提高可靠性尤为重要。火工品的质量和可靠性除与正确的设计、所用材料的质量等因素有关外, 更重要的是必须有可靠的生产工艺保证。由于药剂是火工品的“心脏”, 压药是火工品生产过程中最为关键的工艺之一。压药密度及其一致性对火工品的爆炸性能、输出功能有着直接的影响^[1], 其中压药压力、加压速度、保压时间等重要工艺参数又直接影响压药密度。实验得知, 火工品压药过程具有强烈的非线性和缓慢的时变特性, 可描述为^[2]:

$$P = h(U, M, R, t) \quad (1)$$

式(1)中, P 为压力输出; U 为控制输入(机械位移); M 为药剂量; R 为药剂压缩率。图1给出了静态 $P-U$ 关系, 曲线①和②分别是颗粒状药剂在药剂量较小和较大时的 $P-U$ 曲线。从图1可以看出, 在控制输入 U 为一定的情况下, 药剂量的多少可以反映压力输出 P 的大小。同时在人为的装药过程中, 装药的多少或者漏装时有发生, 这样在给定的压力下, 压出药柱的密度就会有很大不同或者空药, 缺乏一致性。这样的药柱用在航天火箭发射上, 势必造成无法挽回的经济损失, 也势

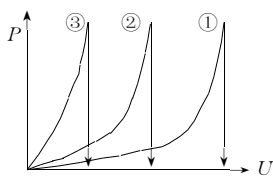


图1 静态 $P-U$ 关系
Fig. 1 Relation of still $P-U$

必带来严重的政治后果, 同时也会在国际上造成十分恶劣的影响。为了杜绝药量少装、多装或者漏装情况的发生, 需要从生产工艺上保证装药的质量具有很好的一致性, 这就需要药柱剂量进行辨识^[3]。

火工品自动压药机的压药部分的模型如图2, 从实验可知道, 压药药柱的剂量可以用式(2)表示:

$$M = f(F_1, F_2, h_1, h_2, k, s, \Phi, R) \quad (2)$$

式(2)中, F_1 和 F_2 分别表示压药过程中2个状态对应的压力值; h_1 和 h_2 表示对应于压力 F_1 和 F_2 时的药柱高度; k 表示弹簧的倔强系数; s 表示药剂的品种型号; Φ 表示模具的直径, 反映模具的横截面的尺寸大小; R 表示药剂的压缩率。

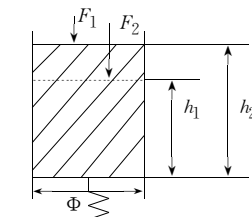


图2 压药药柱模型
Fig. 2 Pressing model of loading material

本文应用人工神经网络(ANN; artificial neural networks)函数映射能力、非线性特性以及遗传算法(GA; genetic algorithms)的全局寻优能力, 设计了基于GA的神经网络模型系统用于火工品药柱剂量的辨识。

1 神经网络模型的构造

ANN研究、应用最广泛的是前向3层BP网络。图3为前向3层BP网络示意图, 它由输入层、隐层、输出层组成。设训练样本数为 P , 当前学习样本为 p , 则节点 j 的净输入为

* 收稿日期: 2003-03-05

基金项目: 航天部部管工艺研究基金资助项目(42.2/940692-02)。

作者简介: 孙忠华(1976-), 男, 硕士研究生, 主要研究模式识别与智能系统、非线性系统辨识、神经网络; 王珏、刘荣, 教授。

$$I_{pj}^* = \sum_j \omega_{ji} \cdot O_{pj} - \theta_j \quad (3)$$

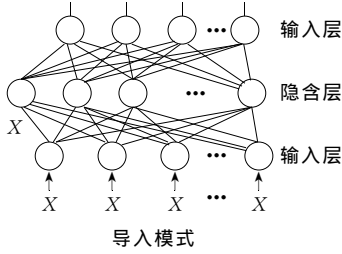


图3 多层前向神经网络模型
Fig. 3 Model of multilayer neural networks

式(3)中, O_{pj} 为前一层节点 j 的输出; ω_{ji} 为网络连接权值, θ_j 表示节点 j 的阈值。节点 j 的输出表示为

$$O_{pj} = f_j(I_{pj}^*) \quad (4)$$

在式(4)中, $f[\cdot]$ 为变换函数, 取为 Sigmoid 函数,

即 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 则式(4)变为

$$O_{pj} = 1/(1 + e^{-I_{pj}^*}) \quad (5)$$

定义训练网络权值的误差函数为

$$E_p = \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \quad (6)$$

式(6)中, t_{pj} 为节点 j 的理想输出, O_{pj} 是它的实际输出。在 P 个训练样本集内, 总的误差表示为

$$E = \frac{1}{p} \sum_p E_p = \frac{1}{p} \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \quad (7)$$

我们采用下列权值修正方法:

$$\omega_{jh}(t+1) = \omega_{jh}(t) - \eta \partial E / \partial \omega_{jh} + \alpha (\omega_{jh}(t) - \omega_{jh}(t-1));$$

$$\omega_{hi}(t+1) = \omega_{hi}(t) - \eta \partial E / \partial \omega_{hi} + \alpha (\omega_{hi}(t) - \omega_{hi}(t-1))$$

其中, t 为迭代次数; η 为学习因子; α 为动量因子; ω_{jh} 为输入节点与隐含节点之间的连接权值; ω_{hi} 为隐含节点与输出节点之间的连接权值。

1.1 系统网络拓扑结构的确定

神经网络输入层、输出层的节点数(神经元个数)分别由具体问题而定, 可以根据研究对象的输入、输出信息确定。本系统中输入层节点数为式(2)所表示的函数中变量的个数, 可以根据辨识的精度要求以及药剂品种等具体指标设定, 输出层节点数为 1, 即为药剂质量的编码串。

在大量的实验以及国内外前馈 3 层 BP 网络应用实例的归纳、分析基础上, 我们得出隐层节点数 l_h 及其上限 n_h 的经验公式:

$$n_h \leq \sqrt{m(n+3)} + 1; l_h = \sqrt{m+n} + k \quad (8)$$

式(8)中, m 为输入层神经元数目; n 为输出层神经元数目; k 为 1 到 10 之间的整数。

1.2 判断隐层神经元是否冗余的方法

对拓扑结构为 $m \times l \times n$ 的神经网络经 P 个训练样本训练后, 隐层的输出矩阵 Z 为

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{21} & \dots & z_{l1} \\ z_{12} & z_{22} & \dots & z_{l2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ z_{1p} & z_{2p} & \dots & z_{lp} \end{bmatrix} \quad (9)$$

可以用下面的方法判断网络的隐含神经元数目是否冗余: ① 计算 $Z^T Z$ 得到一个 $l \times l$ 阶方阵; ② 计算 $Z^T Z$ 的特征值 $\lambda_i(Z^T Z)$ 和 Z 的奇异值; ③ 根据允许误差 ϵ , 分析 Z 的奇异值, 从而确定多余隐含神经元的数目。

1.3 η, α 的取值

实际应用中, 学习因子 η 和动量因子 α 一般取固定值 ($0 < \eta < 1$, 取 0.15 - 0.015 之间的值; α 取 0.075 左右的值)。 η 值大, 意味着每次权值的改变越剧烈, 可能导致学习过程发生震荡。但 η 值也不能太小, 太小则收敛速度太慢。解决办法是使 η 的取值为一变量, 学习过程中逐渐变小, 即学习初期取值较大(如 0.85), 学习后期取值较小(如 0.015)。

2 遗传算法及其特点

基于自然选择和自然遗传的全局优化, 遗传算法(GA)采用从自然选择机理中抽象出来的选择、交叉和变异 3 种遗传算子, 对参数编码字符串进行操作。由于操作是针对多个可行解构成的群体进行, 故在其更替中可以并行地对参数空间的不同区域进行搜索, 并使搜索朝着更有可能找到全局最优的方向进行。该算法在寻优过程中只使用评价函数, 不要求目标函数的可微性, 因此, GA 具有全局性、并行性、快速性、较好的适应性和鲁棒性的特点, 是训练多层前向神经网络的一种理想算法。

从算法时间复杂度考虑, GA 中绝大多数处理都集中在适应度函数的计算上。与 BP 算法相比, GA 只简单地作前馈计算, 不牵涉到需要大量求导运算的误差反向传播操作, 算法复杂度大为降低。

用 GA 进化神经网络的一般步骤为: ① 所需优化的参数进行染色体位串编码; ② 产生初始种群; ③ 对群体进行评价, 求出每个个体的适应度值; ④ 将遗传操作算子作用于群体, 并产生新一代群体, 这包括: (i) 选择, 它是 GA 的关键, 体现自然界中适者生存的思想; (ii) 交叉, 是 GA 中最主要的操作算子, 可以把优良信息传到下一代的某一个串中, 使该串具有优于父辈的性能; (iii) 变异, 它保证了 GA 的全局搜索。

3 基于GA的神经网络模型算法

GA对神经网络权值进行优化,就是在解空间定位出一些较好的搜索空间,然后采用EBP算法在这些解空间中搜索出最优解,再不断迭代下去。在基于GA的BP网络模型的算法中,编码方式、初始种群大小、适应度的评价、遗传算子、交叉概率和变异概率等必须予以确定。

3.1 编码策略

本文采用二进制编码方案。设各权值分布在 $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ 内,则网络的第 i 个权值 ω_i 与其对应的无符号数 U_i 之间的映射关系为^[4]

$$\omega_i = \omega_{\min} + U_i \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{2^{L_i} - 1} \quad (10)$$

3.2 初始种群M

群体大小 M 表示群体中所含个体的数量。当 M 取值较小时,可提高GA的运算速度,但却降低了群体的多样性,有可能会引起GA的早熟现象,而当 M 取值较大时,又会使得GA的运行效率降低。一般建议的取值范围是20到100。

3.3 适合度的评价

用式(7)表示的误差平方测度作评价函数,进行适合度评价,形式如下:

$$f_j = 1/E = p / \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \quad (11)$$

3.4 基本遗传算子

① 选择算子。按 $f_i / \sum_{j=1}^M f_j$ (其中 f_i 是染色体 x_i 的适应值; $\sum_{j=1}^M f_j$ 是种群中染色体 x_i 的适应值之和; M 是种群中染色体数目)来决定第 i 个染色体 x_i 在下一代中应复制其自身的数目。染色体适应值越高,在下一代中复制其自身的染色体数目就越多。本系统采用比例选择算子。

② 交叉算子。按一定的交换概率 P_c 从种群中随机选择2个染色体进行交叉(交叉2个二进制码串的某些位)。交叉的目的在于产生新的基因组合,即新的染色体,避免总是重复前一代,这里采用单点交叉算子即可。

③ 变异算子。按一定的变异概率 p_m 对种群中的某些染色体的某些位进行变异,即对某些码串的某些位进行0与1的变换。变换作用是保证不产生不能继续进化的某一种群,特别是当所有染色体全

部一样,交叉算子的运算不能产生新染色体时,变异的运算显得尤为重要,本文采用基本位变异算子。

3.5 交叉概率 p_c 和变异概率 p_m

交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 是影响AG行为和性能的关键所在,直接影响算法的收敛性, p_c 越大,新个体产生的速度就越快。然而 p_c 过大时遗传模式被破坏的可能性也越大,使得具有高适应度的个体结构很快就会被破坏;但是如果 p_c 过小,会使搜索过程缓慢,以至停滞不前。对于变异概率 p_m ,如果 p_m 过小,就不易产生新的个体结构;如果 p_m 过大,那么AG就变成了纯粹的随机搜索算法。为此,Srinivas等提出一种自适应AG(AGA;adaptive GA), p_c 和 p_m 能够随适合度自动改变。但是这种AGA对于进化的初期不利,为此我们采用改进的AGA方法。经过改进, p_c 和 p_m 按式(12)进行自适应调整:

$$p_c = p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, f' \geq f_{\text{avg}};$$

$$p_m = p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(f_{\text{max}} - f)}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, f \geq f_{\text{avg}} \quad (12)$$

$$p_c = p_{c1}, \quad f' < f_{\text{avg}};$$

$$p_m = p_{m1}, \quad f < f_{\text{avg}} \quad (13)$$

式(12)中, f_{max} 为群体中最大的适应度值; f_{avg} 为每代群体的平均适应度值; f' 为要交叉的2个个体中较大的适应度值; f 为要变异个体的适应度值; $p_{c1} = 0.9$; $p_{c2} = 0.6$; $p_{m1} = 0.1$; $p_{m2} = 0.001$ 。

基于AG的BP神经网络模型算法描述如下:① 编码,根据经验确定NN各连接权的范围,然后根据问题要求的精度确定各权值的编码长度,对各连接权进行编码;② 初始化,在编码的解空间中,随机生成一个初始群体;③ 适应度评价,对群体中的每一个个体作适应度评价;④ 遗传操作,根据个体的适应度,对群体中的个体进行选择、交叉、变异遗传操作;⑤ 进化,生成新一代的群体;⑥ 反复进行③、④、⑤项操作,每进行一次,群体进化了一代,直至进化了 k_0 代;⑦ 从第 k_0 代群体中选择 m 个可能具有全局解的进化解,注意避免相似个体;⑧ 分别以这些进化解为初始解,用神经网络求解;⑨ 比较 m 个由神经网络求得的最优解,从而获得整个的最优解。

该算法选取和保留了进化过程中产生的最优个体,保持了最优个体进化的稳定性。所有历代种群中的最好个体以概率1收敛到最优解^[5],因此本算法

是收敛的, 算法的流程图如图4所示。

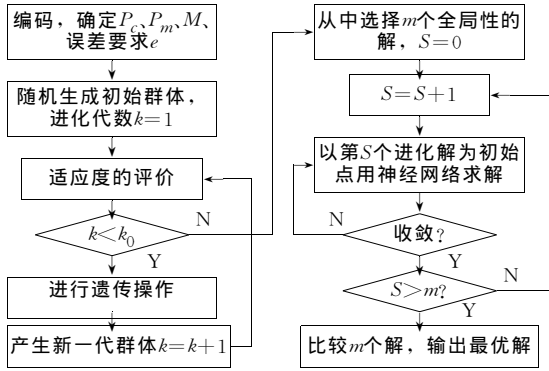


图4 基于AG的BP神经网络模型算法

Fig.4 AG based algorithms of BP neural network model

4 实验结果及结论

本文中的建模对象为某型号自动压药机, 样本数据来自于该压药机的实际生产数据。考虑到实际

的情况以及火工品压药生产中的建模要求和降低问题的复杂性, 我们考虑给定模具直径($\Phi=8\text{ mm}$)、弹簧倔强系数、药剂品种(钝化黑索金 R791)的情形; 选择压药压力 F ; 药柱高度 h 以及药剂的压缩率 R (以密度表示) 作为输入控制参数, 一个目标控制参数药剂的质量作为输出。在生产现场实际采集了400组数据(药剂量用天平人工称取), 对系统进行训练。表1给出了一组用于药剂辨识的自动输出药柱剂量和人工称取的药柱剂量的对比数据。

从表1中的数据可以看出, 本系统在较少控制输入参数的情况下, 基本满足火工品生产中药柱剂量辨识的要求。经过不断完善和改进, 本系统必能更好地满足实际生产中的复杂性和实时性的要求。这就能够较好地杜绝药量少装、多装或者漏装情况的发生, 从而在生产工艺上保证装药质量的一致性。也为提高压药密度的精度, 减少批次产品爆压散差, 消除压药过程中的质量隐患, 提供了可靠性保证。

表1 用于药剂辨识的自动输出和人工称取药柱剂量的对比数据

Tab.1 Data comparison of automatical output of material identification with the quantify of material scaled by man

压药压力/N	药柱高度/mm	密度/g/cm ³	均方差/g/cm ³	药柱剂量(手工)	药柱剂量(自动)	误差/mg
5880.00	6.074	1.6362	0.0026	499.2	498.7	0.5
4468.80	6.145	1.6141	0.0042	498.4	498.0	0.4
1644.44	6.958	1.4275	0.0044	496.6	495.8	0.8
5353.05	6.136	1.6165	0.0022	497.7	498.6	-0.9
2009.00	6.643	1.4937	0.0041	500.4	501.2	-0.8

参考文献:

[1] 吴学易. 双向压药工艺在传爆药柱生产中的应用[J]. 火工品, 1996, (4): 7-12.
 [2] 郑连清, 刘荣, 王珏. 火工品压药工艺方法的改进. 火工品, 1999, (1): 5-8.
 [3] KATSUNO H, MENDELZON A O. Propositional knowledge base revision and minimal

change[J]. Artificial Intelligence, 1991, 52(3): 263-294.
 [4] 黄席樾. 基于GA的神经网络指纹自动分类[J]. 重庆大学学报, 2001, 24(1): 74-77.
 [5] RUDOLPH G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5(1): 96-101.

(编辑: 龙能芬)

Application of neural networks based on genetic algorithms to identification of loading materials for initiating explosive device

SUN Zhong-hua¹, WANG Jue², LIU Rong³

(1. Automation College of Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China; 2. Key Lab. of Opto-electronic Technology of Education Ministry, Chongqing 400044, P. R. China; 3. Chongqing Communication Institute, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: Based on the analysis of the pressing model of loading materials for initiating explosive device and the cooperation of computing intelligent theories, an identification system of loading materials for initiating explosive device was developed with neural networks and genetic algorithms. Experiment results show that this system can satisfy the identification requirement of loading materials for initiating explosive device.

Key words: genetic algorithms; neural networks; loading materials for initiating explosive device; identification