文章编号：1000-5773(2012)02-0216-05

高压工况下底排推进剂燃速的反向传播神经网络模型*

张领科[1]，余永刚[1]，李志锋[2]，刘东尧[1]

(1. 南京理工大学能源与动力工程学院，江苏南京 210094；
2. 中国人民解放军驻 724 厂军代室，辽宁沈阳 110045)

摘要：为了研究底排推进剂在火炮膛内随弹丸运动时的燃烧特性，采用密闭爆发器仿真实验技术，针对底排推进剂在膛内高压工况下的燃烧特性进行实验研究，获得了两种不同装填密度下平均压力随时间变化的关系，并对压力进行了全程热散失修正。采用多次平滑、滤波数据处理技术和发射药燃速处理方法，得到了燃速与压力(8～150 MPa)之间的关系。基于实验数据特征样本，建立并训练得到了底排推进剂高压工况下的反向传播(Back Propagation)神经网络燃速模型，该模型与传统的指数模型相比，具有拟合精度高和稳定性强的特点。

关键词：底排推进剂；高压；反向传播神经网络；燃速
中图分类号：TJ012.1；V435 **文献标识码**：A

1 引 言

依靠固体推进剂燃烧的底部排气技术是一项重要的弹箭增程技术，依据增程机理不同，主要分为底排装置和固体火箭发动机[1]。底排装置增程技术利用固体底排推进剂缓慢燃烧，不断向弹底补充高温燃气，以提高弹底压力、减小底阻，从而提高射程[2]。底排推进剂燃速与压力的关系是表征其燃烧性能的主要特征量，Miller 等人[3]曾利用线燃速测试技术，研究了亚大气压下非旋转端羟基聚丁二烯(HTPB)底排推进剂的燃速，给出了燃速关于压力的指数表达式；崔艳丽等人[4]采用 X 光高速摄影法，在常压下进行了底排药柱中止燃烧实验，得到了底排推进剂旋转条件的燃烧规律；陆春义[5]为了研究底排推进剂在火炮膛内高压工况下的燃烧规律，采用密闭爆发器对底排推进剂燃烧特性进行了测试，给出了一种燃速指数表达式。国内外研究结果表明，不同燃烧阶段其发射药燃速与压力之间的关系所对应的压力指数是不同的[6-7]。常用的分段拟合法具有分界点误差较大、使用不方便等缺点。人工神经网络模型在复杂非线性数据拟合方面具有适用范围广和拟合精度高的特点[8]，刘建民等人[9]利用人工神经网络对丁羟复合推进剂燃速进行了预测，其燃速预测模型具有较高的记忆功能和泛化能力。

本研究基于某底排推进剂在高压工况下的密闭爆发器燃烧测试结果，假定底排推进剂服从平行层燃烧规律，研究该底排推进剂燃速随压力变化的特征，采用反向传播(Back Propagation，BP)神经网络函数逼近技术，建立底排推进剂燃速的 BP 神经网络模型，以弥补常规指数燃速模型的不足。

2 底排推进剂高压工况燃烧实验

将底排推进剂进行切割并打磨成细条状实验样品，尺寸为 20 mm×10 mm×3 mm，对其进行密闭

* **收稿日期**：2010-06-18；**修回日期**：2010-11-20
基金项目：南京理工大学自主科研专项计划项目(2010GJPY023)
作者简介：张领科(1978－)，男，博士，副研究员，主要从事现代火炮高效发射技术研究. E-mail：nustzlk@126.com

爆发器实验[5],其实验装置如图 1 所示。为了确定底排推进剂火药力 f_b 及余容 α_b 两个关键物性参数,选择两种装填密度 $\Delta_{b1}=0.16$ g/cm^3 和 $\Delta_{b2}=0.10$ g/cm^3 进行实验。密闭爆发器容积为 $V_0=50$ mL,硝化棉点火药包药量分别为 $m_{i1}=0.4626$ g 和 $m_{i2}=0.4818$ g,底排推进剂药量分别为 $m_{b1}=8.156$ g 和 $m_{b2}=5.096$ g。两种装填密度实验各重复进行 3 次,获得的平均压力随时间变化的曲线如图 2 所示。由图 2 可知,两种工况所对应的最大平均压力分别为 $p_{mb1}=173.57$ MPa 和 $p_{mb2}=98.3$ MPa。

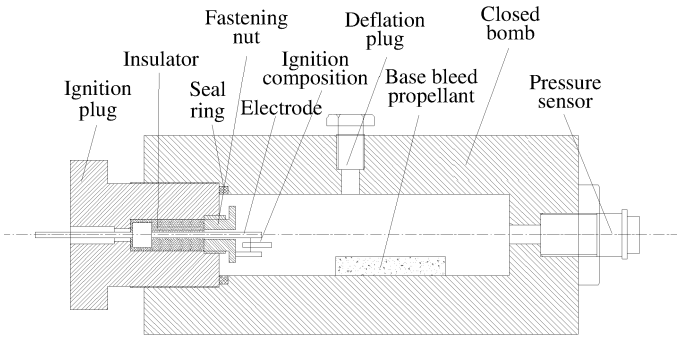


图 1　实验装置示意图

Fig. 1　Schematic diagram of experimental apparatus

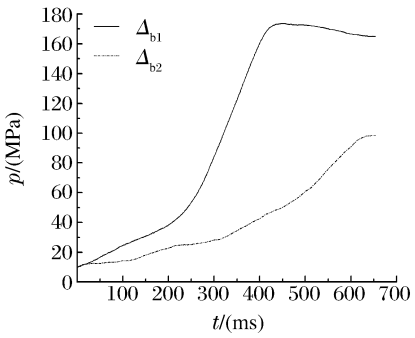


图 2　实验平均压力-时间曲线

Fig. 2　Average pressure-time curves

3　实验数据处理

3.1　点火压力确定

点火压力采用(1)式[10]进行计算

$$p_{mij}=f_i m_{ij}/(1-m_{bj}/\rho_b) \tag{1}$$

式中:p_{mij} 为点火压力(Pa);f_i 为点火药火药力(J/kg);m_{ij} 为点火药量(kg);m_{bj} 为底排推进剂药量(kg);ρ_b 为底排推进剂密度(kg/m^3);$j=1,2$。取 $f_i=0.95$ MJ/kg,$\rho_i=1500$ kg/m^3。由(1)式可计算出:$p_{mi1}=8.84$ MPa,$p_{mi2}=9.21$ MPa,平均点火压力为 9.0 MPa。

3.2　实验压力曲线全程热散失修正

实践表明,在高温高压气体作用下,密闭爆发器内壁将从燃气中吸收部分热量,产生弹性形变,消耗部分燃气膨胀功。因此,实际密闭爆发器实验并不满足绝热定容的假设条件,致使实测压力偏低,计算出的火药力偏低,余容偏大,不能反映底排推进剂的实际示性参数。本研究采用一种适用于推进剂燃烧全过程的压力修正方法[11]

$$p'_{mbj}=p_{\psi_j}+\frac{\Pi_j(t_{\psi_j}-t_{ij})(1-\alpha_b\Delta_{bj})}{1-\alpha_b\psi_j\Delta_{bj}-\Delta_{bj}(1-\psi_j)/\rho_b} \tag{2}$$

式中:p'_{mbj} 为底排推进剂在密闭爆发器中已燃质量分数为 ψ_j 时的绝热定容压力(MPa),p_{ψ_j} 为实测密闭爆发器中的压力(MPa),Π_j 为符合修正系数,t_{ψ_j} 为底排推进剂已燃质量分数为 ψ_j 时的时间(ms),t_{ij} 为点火药燃烧结束时的时间(ms),α_b 为底排推进剂的余容(m^3/kg),Δ_{bj} 为底排推进剂的装填密度(kg/m^3)。

采用外推法拟合两种装填密度实验的平均压力曲线下降段的修正系数[11],计算得到的符合修正系数分别为 $\Pi_1=0.057$ 和 $\Pi_2=0.034$。当 $\psi=1$ 时,两种工况下密闭爆发器内的压力达到最大点,对点火压力及热散失进行修正后,所对应的最大压力分别为 $p'_{mb1}=190.1$ MPa 和 $p'_{mb2}=110.4$ MPa。

底排推进剂的余容 α_b 及火药力 f_b 为

$$\alpha_b=(p_{mb2}/\Delta_{b2}-p_{mb1}/\Delta_{b1})/(p_{mb2}-p_{mb1}) \tag{3}$$

$$f_b=p_{mb2}/\Delta_{b2}-\alpha_b p_{mb1} \tag{4}$$

计算得到 $f_b=1.07$ MJ/kg,$\alpha_b=1.1\times10^{-3}$ m^3/kg。装填密度为 Δ_{b1} 时的压力全程修正结果如图 3 所示。为了减少起始燃烧阶段与燃烧结束点附近的数据失真对燃速求解的影响,将起始点与最大压力点

之间的数据视为有效实验数据，截掉两端 10%的数据，保留中间 80%数据作为处理对象，并对修正的全程压力值进行滤波和平滑处理。利用文献[10]中介绍的燃速处理方法，通过计算实验样品的形状函数、已燃质量分数及已燃相对厚度与时间的关系，得到燃速 u 与压力 p 之间的关系，如图 4 所示。

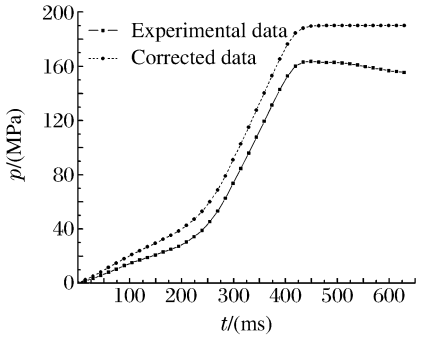


图 3 压力热散失修正结果

Fig. 3 Pressure corrected by heat loss

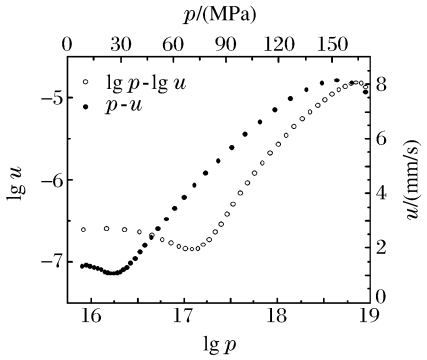


图 4 燃速与压力的关系

Fig. 4 Relationship between burning rate and pressure

4 BP 神经网络燃速模型的建立

在高压工况下，鉴于传统的底排推进剂指数燃速模型在描述燃烧时存在较大误差[5]，分段拟合又会带来工程使用的不便，因此采用基于 BP 神经网络的底排推进剂燃速模型。

4.1 BP 神经网络

BP 神经网络[12]即反向传播网络，是利用非线性可微函数作为激励函数进行权值训练的多层感知器网络，具有结构简单、可塑性强等优点，广泛应用于函数逼近、数据拟合、模式识别、信息分类及数据压缩等领域。BP 网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系，无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。它的学习规则是使用最速下降法，通过反向传播不断调整网络的权值和阈值，使网络的误差平方和最小或达到可以接受的程度。基本拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层 3 个部分，如图 5 所示。图 5 中：$\boldsymbol{P}$ 为输入矢量，$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{n}_1$、$\boldsymbol{a}_1$ 和 $\boldsymbol{b}_1$ 分别为隐含层权值、激励函数输入矢量、激励函数输出矢量和阈值，$\boldsymbol{W}_2$、$\boldsymbol{n}_2$、$\boldsymbol{a}_2$ 和 $\boldsymbol{b}_2$ 分别为输出层权值、激励函数输入矢量、激励函数输出矢量和阈值，R、S_1 和 S_2 分别为输入层、隐含层和输出层的节点数。隐含层采用 Sigmoid 型正切传递函数(tansig)，输出层采用线性传递函数(purelin)。理论证明，对于包含一个隐含层的 3 层 BP 神经网络系统，在给定足够多的隐含层神经元的情况下，可利用有限的离散点拟合任意维函数。在数据拟合方面，评价神经网络是否优良的标准不同于最小二乘法，不仅体现在对现有数据的拟合能力上，还体现在提高数据泛化能力上。但在利用神经网络进行数据拟合时，应尽量避免由于训练能力提高而带来的过拟合问题。

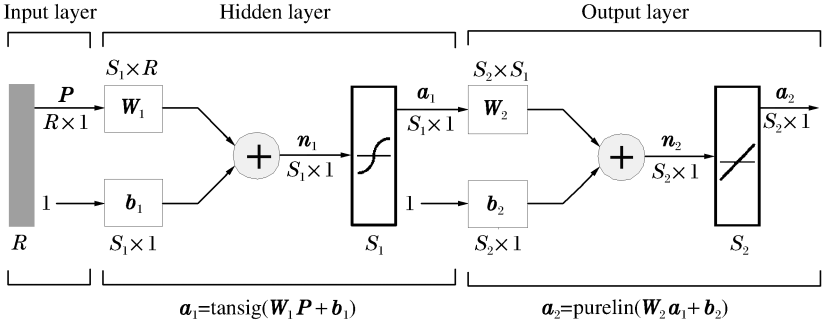


图 5 BP 神经网络基本拓扑结构

Fig. 5 Base topology of BP neural networks

4.2　BP 神经网络燃速模型的确定

最简单的 BP 神经网络训练过程是沿特性误差函数减小最快,且在负梯度方向不断更新权值和阈值,其基本算法[13]为

$$\boldsymbol{x}_{k+1} = \boldsymbol{x}_k - \alpha_k \boldsymbol{g}_k \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{x}_k$ 为当前权值与阈值矢量,α_k 为学习速率,$\boldsymbol{g}_k$ 为当前梯度。

确定底排推进剂燃速 u 与压力 p 的 BP 神经网络关系模型的关键是:通过对选取的特征实验数据进行反复训练,从而获得满足目标精度的神经网络层数、神经元个数、权值与阈值。尽管本研究已进行了热散失修正,但从图 5 中可以看出,当 $p>150$ MPa 时,燃速 u 呈下降趋势,与实际燃烧理论不符。故均匀随机选取 8 MPa$<p<$150 MPa 中 33 组特征数据,每隔一组数据点选取两组数据作为训练数据,共 22 组,其余 11 组作为验证数据。采用两层网络结构,隐藏层神经元激励函数取 Sigmoid 型正切函数,输出层神经元激励函数取线性函数。为了提高训练速度和拟合精度,取训练函数为 Levenberg-Marquardt反向传播算法,误差判定准则为最小均方差小于或等于 10^{-10}。

遵循采用最少神经元数获得最优数据拟合效果、同时避免出现"过拟合"的原则,利用 Matlab 神经网络拟合工具箱[13]进行数值模拟。为了减少训练次数,定义相对误差 Δe_i

$$\Delta e_i = \left|(t_i - s_i)/t_i\right| \tag{6}$$

式中:t_i 为验证样本目标值;s_i 为验证样本仿真值;$i=1,2,\cdots,11$。

为了提高网络的泛化能力和普适性,保证网络的足够精度,取 $\Delta e_i \leqslant 2\%$ 作为训练终止条件。最终确定的最优底排推进剂 BP 神经网络的隐藏层包含 3 个神经元,输出层包含 1 个神经元,得到的隐藏层权值 $\boldsymbol{W}_1=(-0.0020,\ 0.0092,0.0916)^{\mathrm{T}}$,阈值 $\boldsymbol{b}_1=(-8.5049,-0.2364,-1.6909)^{\mathrm{T}}$,输出层权值 $\boldsymbol{W}_2=(0.4310,0.0095,-0.0014)^{\mathrm{T}}$,输出层阈值 $\boldsymbol{b}_2=0.4329$。实验训练样本目标值、验证样本目标值、训练样本仿真值、验证样本仿真值及其误差如图 6 所示。由图 6 可知,确定的 BP 神经网络燃速模型的拟合结果与实验数据符合非常好,特别是当压力 $p>60$ MPa 时,相对误差 Δe 均小于 0.6%。

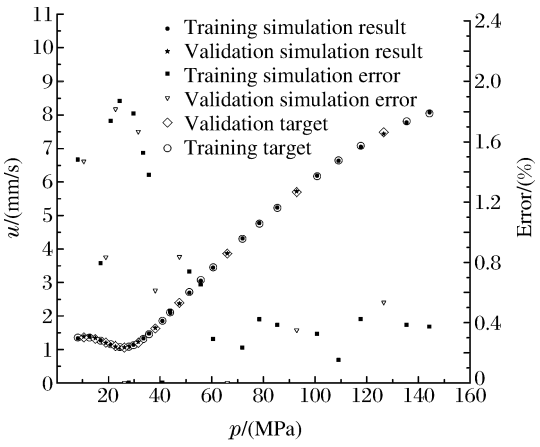


图 6　BP 神经网络燃速模型仿真结果

Fig. 6　Simulation results of burning rate by BP neural networks model

5　结　论

通过提取、处理和分析特征实验数据样本,建立了包含单一隐藏层和输出层的 BP 神经网络底排推进剂燃速模型,隐藏层有 3 个神经元,输出层有 1 个神经元,得到了神经元激励函数、权值向量及阈值向量。该模型对于描述高压工况下的底排推进剂燃速具有较高的精度和稳定性。

References:

[1] Moore F G. An improved semiempirical method for power-on base drag prediction [A]//Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference [C]. Montreal, Canada, 2001: 4328.

[2] Guo X F. Exterior Ballistics of Base Bleed Projectile [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1995. (in Chinese)
郭锡福. 底部排气弹外弹道学 [M]. 北京:国防工业出版社, 1995.

[3] Miller M S, Holmes H E. An experimental determination of subatomospheric burning rates and critical diameters for AP/HTPB propellant [A]//Proceedings of the 1987 JANNAF Combustion Meeting [C]. Monterry, California, US, 1987.

[4] Cui Y L, Ma H W, Zhang Y Q, et al. The method to study the combustion behavior of the base bleed projectile by

using flash X-ray high photography [J]. Journal of Ballistics, 2002, 14(2): 93-96. in Chinese)
崔艳丽, 马宏伟, 张炎清, 等. 利用 X 光高速摄影研究底排药剂燃烧特性 [J]. 弹道学报, 2002, 14(2): 93-96.

[5] Lu C Y. Study on characteristics of unstable combustion of base bleed unit [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2009. (in Chinese)
陆春义. 底排装置强非稳态燃烧特性研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2009.

[6] Huang Z Y, Wang Z S, Zhang Y B. Regularity of burning rate pressure exponent for propellant [J]. Chinese Journal of Energetic Material, 2006, 14(2): 123-126. (in Chinese)
黄振亚, 王泽山, 张远波. 发射药燃速压力指数变化规律的研究 [J]. 含能材料, 2006, 14(2): 123-126.

[7] Vasile T, Barb C, Safta D. Regarding the determination of exponent from burning rate law of powder using the closed bomb data [A]. New Trends in Research of Energetic Materials [C]. Pardubice: Universtiy of Pardubice, 2005: 20.

[8] Ghosh A K, Singhal A, Jha A. Flight path prediction of an artillery shell using feed forward neural networksl [A]//Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference [C]. Austin, Texas, US, 2005: 11-14.

[9] Liu J M, Tang S C, Xu F M, et al. Prediction of burning rate of HTPB propellant by artificial neural network model [J]. Chinese Journal of Explosives and Propellants, 2006, 29(3): 13-16. (in Chinese)
刘建民, 唐少春, 徐复铭, 等. 基于 ANN 的丁羟复合推进剂燃速预测 [J]. 火炸药学报, 2006, 29(3): 13-16.

[10] Guan H Z, Zou R R. Experimental Interior Ballistics [M]. Beijing: Weapon Industry Press, 1997. (in Chinese)
官汉章, 邹瑞荣. 实验内弹道学 [M]. 北京: 兵器工业出版社, 1997.

[11] Ying S J, Xiao Z G, Xu F M. A new correcting method for pressure curve in the whole burning process of propellants in closed bomb test [J]. Chinese Journal of Explosives and Propellants, 2007, 30(4): 62-64. (in Chinese)
应三九, 肖正刚, 徐复铭. 密闭爆发器实验中发射药燃烧全过程压力曲线的修正方法 [J]. 火炸药学报, 2007, 30(4): 62-64.

[12] Simon H. Theory of Neural Networks [M]. Translated by Ye S W, Shi Z Z. Beijing: China Machine Press, 2004. (in Chinese)
Simon H. 神经网络原理 [M]. 叶世伟, 史忠植, 译. 北京: 机械工业出版社, 2004.

[13] Dong C H. Matlab Neural Network and Application [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2005. (in Chinese)
董长虹. Matlab 神经网络与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.

Back Propagation Neural Networks of Base Bleed Propellant Burning Rate under High Pressure Condition

ZHANG Ling-Ke[1], YU Yong-Gang[1], LI Zhi-Feng[2], LIU Dong-Yao[1]

(1. *School of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing* 210094, *China*;
2. *PLA Military Representative Office in* 724 *Factory, Shenyang* 110045, *China*)

Abstract: To investigate the combustion characteristics of base bleed propellant moving with the projectile in the gun bore, the closed bomb semi-physical and experimental simulation technology was employed. The combustion property under the condition of simulative high pressure in the gun bore was studied. Two average pressure-time curves corrected by heat loss were obtained under different charge density of the closed bomb. The correlation data between burning rate and pressure (8-150 MPa) were processed by smoothing, filtering and data transformation. The burning rate model adopting back propagation (BP) neural networks describing, which is suitable for high combustion pressure condition, was built based on training data samples. Comparing with the exponential burning rate model, the BP neural networks burning rate model of base bleed propellant has higher fitting precision and stronger robust.

Key words: base bleed propellant; high pressure; back propagation neural networks; burning rate