

文章编号: 1006-9941(2011)05-0548-05

# 基于粒子群神经网络的含硼富燃料推进剂一次燃烧性能计算

吴婉娥, 朱左明, 帅领

(第二炮兵工程学院五系 503 教研室, 陕西 西安 710025)

**摘要:** 使用粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 来优化误差反传 (back propagation, BP) 神经网络的权重和阈值, 建立了粒子群神经网络 (PSO-BP) 计算模型, 利用该模型对含硼富燃料推进剂的一次燃烧性能进行了模拟计算, 当端羟基聚丁二烯 (HTPB, 28% ~ 32%)、高氯酸铵 (AP, 30% ~ 35%, 重均粒径 0.06 ~ 0.140 mm)、卡托辛 (GFP, 0% ~ 5%) 等重要影响因素变化时, 计算了相应配方的燃速和压强指数, 并与测试结果进行了比较。结果显示, 模拟计算的燃速和压强指数相对偏差均小于  $\pm 7\%$ 。

**关键词:** 物理化学; 含硼富燃料推进剂; 一次燃烧性能计算; 粒子群算法; BP 神经网络

**中图分类号:** TJ55; V512.4; O64

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1006-9941.2011.05.015

## 1 引言

固体推进剂性能研究和配方优化设计多依赖于实验研究, 而采用模拟计算特别是应用神经网络模拟计算则相对缺乏, 近年来虽有文献<sup>[1-9]</sup>报道在该方面做过一些尝试性工作, 但用于含硼推进剂的模拟计算尚未见国内外有公开报道。由于该推进剂属于复合固体推进剂, 其燃烧为多相间的物理化学反应, 若依赖复合固体推进剂原有的计算模型<sup>[10-12]</sup>, 因较多的参量无法通过实验测定, 则难以求得确切的燃速。而人工神经网络模型可以不考虑燃烧的具体过程, 利用其在建立复杂非线性映射方面的优势, 直接分析各种因素对燃速的影响。尤其是误差反传 (BP) 算法, 具有简单可塑、预示能力强于多元回归分析和判别分析等优点而被用于复合推进剂的燃烧性能计算。不足的是, BP 算法易陷入局部极小值且收敛速度慢, 因而重复学习的稳定性较低、预示精度不高<sup>[13]</sup>。基于上述原因, 本文采用了一种全局优化搜索算法——粒子群算法对 BP 神经网络的权重和阈值进行优化<sup>[14]</sup>, 进而实现了含硼富燃料推进剂一次燃烧性能的模拟计算。

## 2 PSO-BP 神经网络

粒子群优化算法是基于群体的演化算法, 其思想

来源于对鸟群捕食行为的研究。粒子群算法 (PSO) 求解优化问题时, 问题的解对应于搜索空间中一只鸟的位置, 我们称这些鸟为“粒子” (particle)。每个粒子都有自己的位置和速度 (决定飞行的方向和距离), 还有一个由被优化函数决定的适应值。各个粒子记忆、追随当前的最优粒子, 在解空间中搜索。PSO 因其算法简洁、易于实现、没有很多参数需要调整、且不需要梯度信息而成为非线性连续优化问题、组合优化问题和混合整数非线性优化问题的有效优化工具<sup>[15]</sup>。

Kosmogorov 定理<sup>[13]</sup>说明在有合理的结构和恰当的权值的条件下, 三层前馈神经网络可以逼近任意连续函数, 但定理中没有给出如何确定该合理结构的方法, 研究者只能凭借经验来设计神经网络的结构。当待求解的问题比较复杂时, 人工设计便很难得到性能较好的网络。神经网络需要高效的自动的设计方法, 粒子群算法能够为其提供一条很好的途径。本文中使用的 PSO 算法来优化 BP 网络的连接权值和阈值, PSO-BP 网络模型的计算流程如图 1 所示。

## 3 PSO-BP 网络模型的建立与验证

采用参考文献 [12] 的第三章中含硼富燃料推进剂配方, 组成如下: 端羟基聚丁二烯 (HTPB) 28% ~ 32%, 高氯酸铵 (AP) 30% ~ 35%, 镁铝合金 (MA) 4% ~ 8%, 卡托辛 (GFP) 0% ~ 5%, B 30%。对燃速和压强指数影响的实验数据, 本文采用了以下 6 个参数作为训练样本输入: 压强 (MPa); HTPB 体系的含量 (%); MA (镁铝比例为 1:1) 的含量 (%); AP 的含量 (%); AP 的重均

收稿日期: 2010-11-23; 修回日期: 2011-02-24

作者简介: 吴婉娥 (1964-), 女, 副教授, 博士, 主要从事高能固体推进剂配方设计及燃烧性能研究。

粒径(mm); 燃速催化剂 GFP 的含量(%). 这六个参数组成的输入样本对应的输出为燃速,  $\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

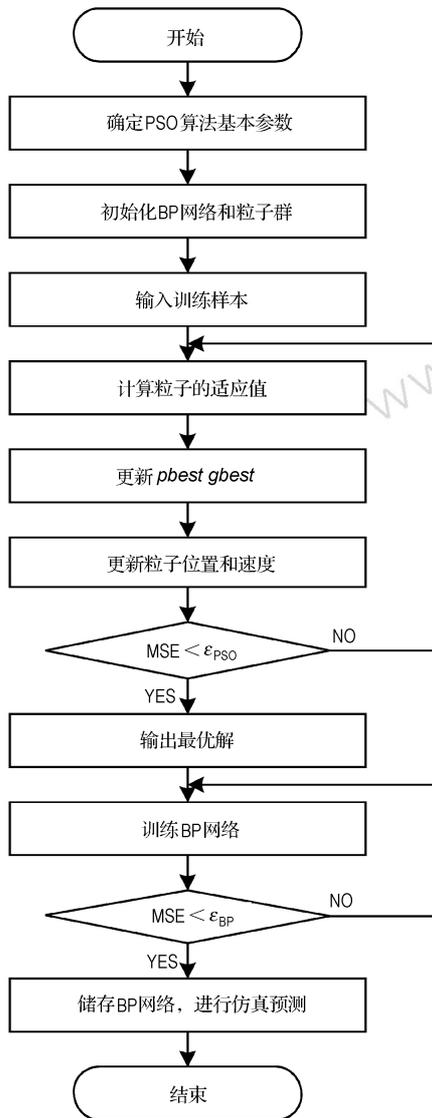


图 1 PSO-BP 网络模型的计算流程  
Fig. 1 Flow chart of PSO-BP neural network

选用 3 层 BP 网络模型, 结构为 6-10-1; 在 BP 算法中, 采用自适应的学习速率, 初始值为 0.05, 增长比为 1.05, 下降比为 0.7, 动量系数为 0.9; 在 PSO 算法中, 加速系数  $c_1 = c_2 = 2$ , 粒子个数取为 100, 表征粒子  $i$  信息的位置向量  $X_i$  和速度向量  $V_i$  的维数取为  $6 \times 10 + 10 \times 1 + 10 + 1 = 81$ , 粒子位置向量和速度向量的所有元素取为  $[-1, 1]$  之间的随机数, 引入从 0.9 到 0.3 线性下降的惯性权重  $\omega$ , 设定  $V_{\max} = X_{\max} = 0.3$ , 设定误差最小值为 0.001, 设定迭代的最大次数为 200。

本文使用 15 个配方的 45 组燃烧数据, 其中 36 组

作为训练样本, 9 组作为验证样本。首先使用训练样本分别对 BP 网络和前面所建立的 PSO-BP 网络进行 10 次重复学习, 并逐一保存, 然后使用验证样本对这两种网络进行验证计算。表 1 所示为 BP 网络模型和 PSO-BP 网络模型分别经 10 次随机选取网络初始权值 (阈值) 的重复学习后所得到网络的泛化能力对比。

表 1 训练后的 BP 网络和 PSO-BP 网络的均方误差  
Table 1 Prediction mean square error comparison between BP and PSO-BP

mean square error of validation sample	minimum value in 10 times	maximum value in 10 times	mean value of 10 times
BP network	0.0152	0.2322	0.1138
PSO-BP network	0.0086	0.0649	0.0353

从表 1 可以看出, 基于 PSO-BP 网络的燃速模拟计算, 预示精度和重复学习的稳定性均高于 BP 网络。这说明 PSO-BP 网络模型优于 BP 网络模型。

图 2 所示为所有燃速数据输入样本通过已建立的 PSO-BP 网络模型仿真得到的计算燃速值与实验测试燃速值之间的相对偏差。从中可以看出, 45 组数据中有 39 组数据的相对偏差在  $\pm 3\%$  以内, 占 86.7%; 有 4 组数据的相对偏差在  $\pm 3\%$  至  $\pm 5\%$  之间, 占 8.9%; 仅有 2 组数据的相对偏差超过  $\pm 5\%$ , 占 4.4%; 全部数据的相对偏差都在  $\pm 7\%$  以内; 9 组验证样本数据的相对偏差全部在  $\pm 3\%$  以内。这说明 PSO-BP 网络模型的计算精度较高, 能够满足含硼富燃料推进剂一次燃烧性能模拟计算的需要。

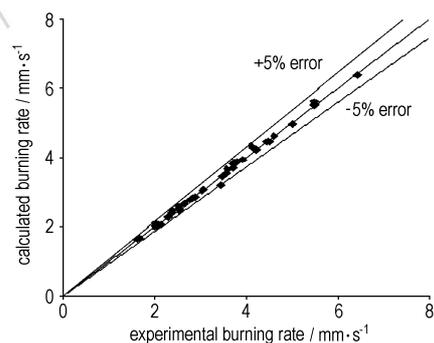


图 2 燃速实测值与计算值的对比  
Fig. 2 Comparison between tested and calculated burning rate

#### 4 含硼富燃料推进剂一次燃烧性能规律预估

使用上述建立的 PSO-BP 网络模型在 0.5 ~ 1.5 MPa 的压强范围内对含硼富燃料推进剂一次燃烧

性能(燃速和压强指数)进行了模拟计算(图中 C 或 calculation data 为计算结果),并与实验数据(图中 E 或 experimental data 为实验结果)进行了比较。以下的燃速数据均由 PSO-BP 网络模型求得,燃速压强指数  $n$  由不同压强下的燃速数据使用经验方程  $r_p = bp^n$  (变形为  $\ln r_p = \ln b + n \ln p$ ) 拟合求得。

图 3 为 HTPB/MA 质量分数变化对燃速和燃速压强指数的影响。其中,HTPB 和 MA 的总量一定,此增彼减。由图 3 可见,压强一定时,含硼富燃料推进剂配方中增加 HTPB,相应减少 MA 时,推进剂的燃速降低,燃速压强指数先升高后降低,后又略升。

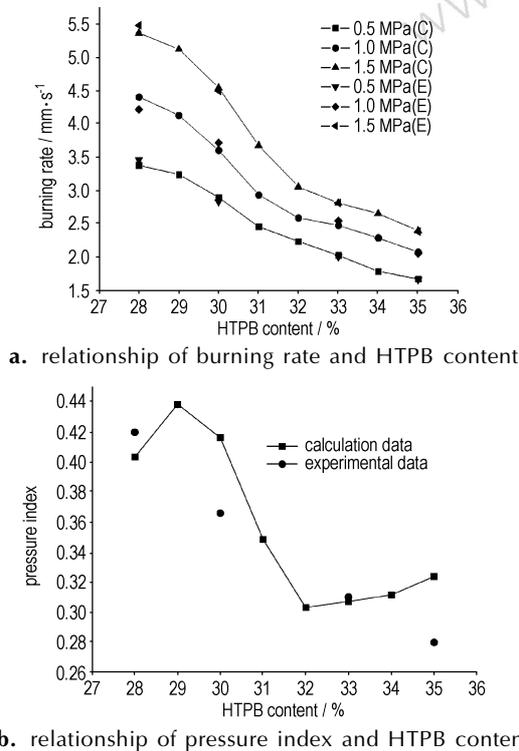


图 3 HTPB/MA 质量分数变化对燃速和燃速压强指数的影响  
Fig. 3 Effects of HTPB content (mass percent) on burning rate (a) and pressure index (b)

图 4 为 AP/MA 质量分数变化对燃速和燃速压强指数的影响。其中,AP 的粒度级配固定,AP 和 MA 的总量一定。由图 4 可见,压强一定时,含硼富燃料推进剂配方中增加 AP,相应减少 MA 时,推进剂的燃速增高,燃速压强指数升高。

图 5 为 AP 的重均粒径变化对燃速和燃速压强指数的影响。其中,AP 的含量固定。由图 5 可见,压强一定时,增大含硼富燃料推进剂配方的 AP 重均粒径,推进剂的燃速降低,燃速压强指数先升高、后降低。

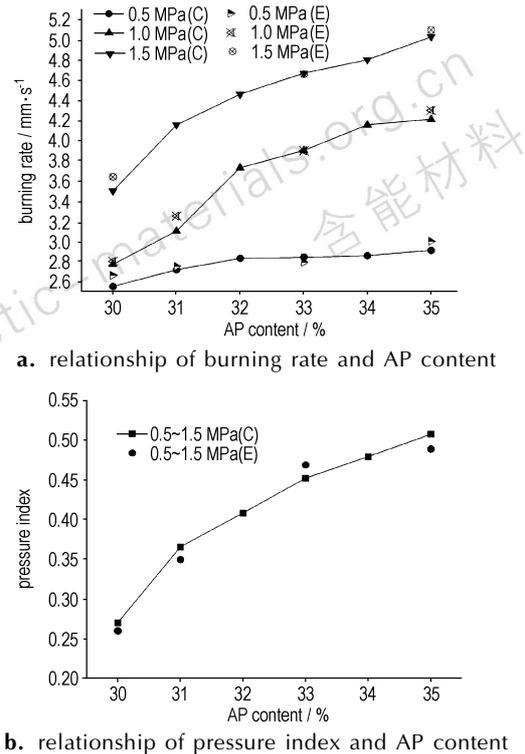


图 4 AP/MA 质量分数变化对燃速和燃速压强指数的影响  
Fig. 4 Effects of AP content (mass percent) on burning rate (a) and pressure index (b)

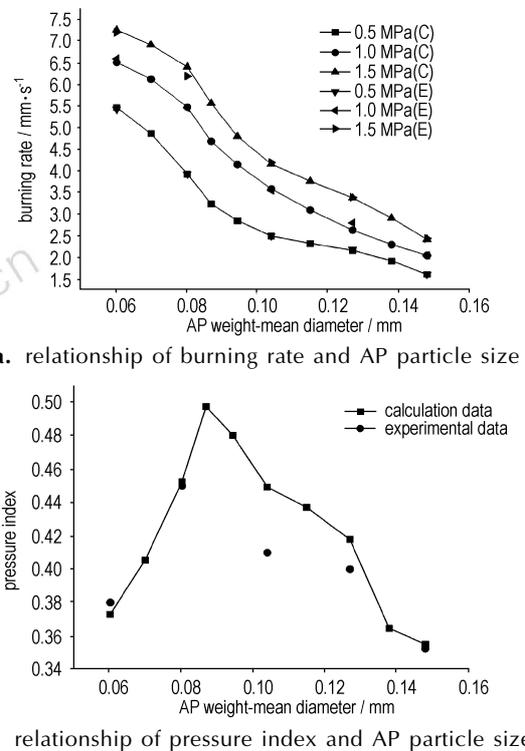


图 5 AP 的重均粒径变化对燃速和燃速压强指数的影响  
Fig. 5 Effects of AP particle size on burning rate and pressure index

图 6 为 GFP/HTPB 质量分数变化对燃速和燃速压强指数的影响。其中,GFP 和 HTPB 的总量一定,此增彼减。由图 6 可见,压强一定时,含硼富燃料推进剂配方中增加 GFP,相应减少 HTPB 时,推进剂的燃速增高,燃速压强指数升高。

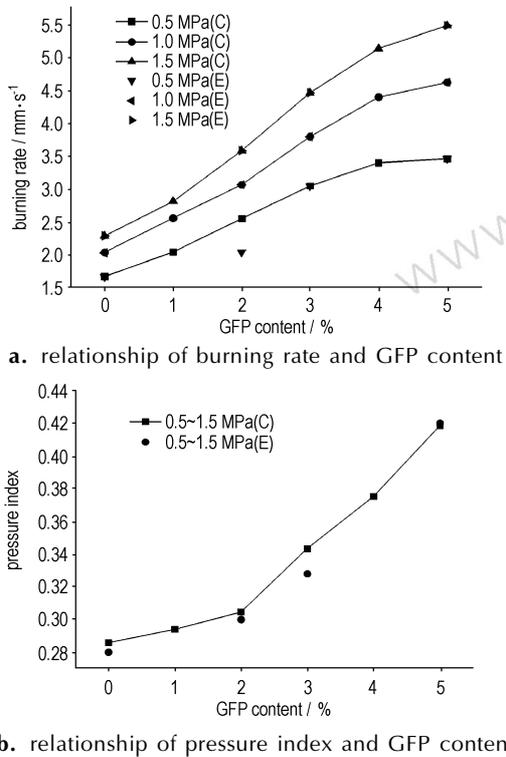


图 6 GFP/HTPB 质量分数变化对燃速和燃速压强指数的影响  
Fig. 6 Effect of GFP content(mass percent) on burning rate (a) and pressure index(b)

图 3 ~ 图 6 的结果表明,网络模型计算的一次燃烧性能规律与实验测试结果吻合得很好,并且通过该网络模型还可以模拟计算得到未经实验测试的推进剂配方的燃速和燃速压强指数,使得网络模型预示的规律比实验测试结果更为细致,也更具指导性。

### 5 结 论

(1) 模拟计算结果表明,PSO-BP 网络模型优于单纯的 BP 神经网络模型,其中 PSO-BP 神经网络模型计算的 95.6% 的数据相对偏差小于  $\pm 5\%$ ,仅 4.4% 相对偏差大于  $\pm 5\%$ ,全部数据的相对偏差小于  $\pm 7\%$ 。

(2) 采用建立的 PSO-BP 网络模型对含硼富燃料推进剂一次燃烧性能进行了预估计算,通过改变配方中的 HTPB 含量、AP 含量和粒度级配、催化剂 GFP 含量等因素,模拟计算了相应配方的燃速和压强指数。

计算结果表明,其变化规律与实验测试结果十分吻合。

(3) 在配方可调的范围内,可进行多配方点、多压强点的计算,不仅节约了大量的人力、物力,也为该推进剂的配方优化设计,提供了便利的计算依据。

(4) 由于此网络模型不考虑具体的燃烧过程,仅仅利用其在建立非线性映射方面的强大功能直接分析各种因素对燃速的影响,故选择合适的参数,PSO-BP 网络模型可以推广应用到含硼富燃料推进剂的能量、力学等性能的模拟计算。

### 参考文献:

- [1] 邓鹏图,田德余,庄逢辰. 复合固体推进剂燃烧性能模拟计算的神经网络方法[J]. 推进技术,1996,17(4): 72-76.  
DENG Peng-tu, TIAN De-yu, ZHUANG Feng-chen. A neural network for modeling calculations for composite propellants [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 1996, 17(4): 72-76.
- [2] 辜宝华,裴保林,王光天. 神经网络在推进剂力学性能预示中的应用[J]. 固体火箭技术,1997,20(1): 51-56.  
GU Bao-hua, PEI Bao-lin, WANG Guang-tian. Application of artificial neural network in predicting mechanical property of HTPB propellant [J]. *Journal of Solid Rocket Technology*, 1997, 20(1): 51-56.
- [3] Takahisa Kobayashi, Donald L Simon. A hybrid neural network-genetic algorithm technique for air craft engine performance diagnostics. AIAA-2001-3763 [R].
- [4] 刘佩进,吕翔,何国强. 基于神经网络的燃速相关性研究[J]. 推进技术,2004,25(2): 156-158.  
LIU Pei-jin, LÜ Xiang, HE Guo-qiang. Burning rate relativity investigation using artificial neural network [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2004, 25(2): 156-158.
- [5] 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  
LIU Jian-min, TANG Shao-chun, XU Fu-ming, et al. Prediction of burning rate of HTPB propellant by artificial neural network model [J]. *Chinese Journal of Explosives & Propellants*, 2006, 29(3): 13-16.
- [6] 何永军,李进贤. 基于遗传算法的 BP 神经网络燃速相关性研究 [J]. 弹箭与制导学报,2006,26(1): 144-146.  
HE Yong-jun, LI Jin-xian. Burning rate relativity investigation using BP neural network based on genetic algorithm [J]. *Journal of Projectiles Rockets Missiles and Guidance*, 2006, 26(1): 144-146.
- [7] 张小平,代志龙. 基于遗传神经网络的高能固体推进剂高压燃烧性能计算 [J]. 固体火箭技术,2007,30(3): 229-232.  
ZHANG Xiao-ping, DAI Zhi-long. Calculation for high pressure combustion properties of high energy solid propellant based on GA-BP neural network [J]. *Journal of Solid Rocket Technology*, 2007, 30(3): 229-232.
- [8] 张领科,周彦煌,余永刚,等. 基于感知器仿真的底排药剂燃烧状态预测模型 [J]. 含能材料,2010,18(4): 409-413.  
ZHANG Ling-ke, ZHOU Yan-huang, YU Yong-gang, et al. Prediction model for combustion state of base bleed propellant based on perceptron simulation [J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2010, 18(4): 409-413.
- [9] 王国栋,刘玉存. 应用神经网络预测炸药撞击感度 [J]. 含能材

- 料,2008,16(2): 167-170,174.  
WANG Guo-dong, LIU Yu-cun. Predicting the impact sensitivity of explosives by artificial neural network[J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2008, 16(2): 167-170, 174.
- [10] 胡松启. 含硼富燃推进剂一次燃烧研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2004.  
HU Song-qi. Study on primary combustion of boron-based fuel-rich propellant[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2004.
- [11] 王英红. 含硼富燃料推进剂低压燃烧研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2004.  
WANG Ying-hong. Researches on combustion of boron-based fuel-rich solid Propellants in lower pressure[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2004.
- [12] 吴婉娥. 含硼富燃料推进剂压力指数调节机理研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2008.  
WU Wan-e. Researches on mechanism of pressure index increase of boron-based fuel-rich propellant[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2008.
- [13] Martin T Hagan, Howard B Demuth, Mark Beale. *Neural Network Design*[M]. PWS Publishing Company, 1996: 197-255.
- [14] Fvan Den Bergh, Engelbrecht A P. Cooperative learning in neural networks using particle swarm optimization[J]. *South African Computer Journal*, 2000(11): 84-90.
- [15] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.  
ZENG Jian-chao, JIE Jing, CUI Zhi-hua. *Particulate Swarm Algorithms*[M]. Beijing: Science Press, 2004.

## Calculation for Primary Combustion Characteristics of Boron-based Fuel-rich Propellant based on PSO-BP Neural Network

WU Wan-e, ZHU Zuo-ming, SHUAI Ling

(Section 503, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** A PSO-BP neural network simulation model was established with particle swarm optimization (PSO) optimizing biases and weights of back-propagation (BP) neural network. By using the PSO-BP neural network, low-pressure burning rate was simulated and calculated. When the important factor changes in a range, for instance HTPB (hydroxyl terminated polybutadiene, 28% - 32%), AP (ammonium perchlorate, 30% - 35%, weight-mean diameter 0.06 - 0.140 mm), GFP (catocene, 0% - 5%), the burning rate and pressure index of corresponding formulas were calculated and compared to corresponding experimental results. The results show that the calculation errors of the PSO-BP method are less than  $\pm 7\%$ .

**Key words:** physical chemistry; boron-based fuel-rich solid propellant; calculation for primary combustion characteristic; particle swarm optimization; back-propagation neural network

**CLC number:** TJ55; V512.4; O64

**Document code:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1006-9941.2011.05.015