

基于神经网络的固体推进剂力学性能模型研究^{*}

马岑睿,张成涛,刘力

(空军工程大学导弹学院,陕西三原 713800)

摘要:为有效评估复合固体推进剂的老化失效需要构建其结构状态参数与力学性能参数之间的关系,应用神经网络理论建立了复合固体推进剂结构状态参数与力学性能参数之间的定量关系模型,结合实验数据对模型进行了仿真计算,结果表明,建立的模型适用于固体推进剂结构状态参数与其力学性能关系的研究,能够用来评估复合推进剂的老化失效。

关键词:复合固体推进剂;力学性能模型;神经网络

中图分类号:V512.3 **文献标志码:**A

The Study on Mechanical Capability Model of Solid Rocket Propellant Based on Neural Net

MA Cenrui, ZHANG Chengtao, LIU Li

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Shaanxi Sanyuan 713800, China)

Abstract: To effectively evaluate the aging invalidation of composite solid rocket propellant, it is necessary to set up the relation between the structure state parameter and the mechanical capability of composite solid rocket propellant. The rational relation model on them was built by applying the neural net. The simulation calculation on this model was done by combining the experimental data. The results show that the model can be used to study the relation between the structure state parameter and the mechanical capability of composite solid rocket propellant, and to evaluate the aging invalidation of composite solid rocket propellant.

Keywords: composite solid rocket propellant; mechanical capability model; neural net

0 引言

复合固体推进剂在贮存和使用过程中,由于各种因素长期的综合作用容易老化,老化会使推进剂的能量降低,化学安定性下降,失去使用价值,而且使用老化的药柱在发动机工作过程中可能出现事故。一般认为老化是致使推进剂的力学性能降低的主要原因,为评估复合固体推进剂的老化失效与否,实践中迫切需要对装药的力学性能进行预测^[1-3]。推进剂的结构状态决定着其力学性能,复合固体推进剂结构与其性能的关系仍是一对最基本的关系,即老化过程中力学性能的变化源于推进剂内部结构的变化。因此,可以根据复合推进剂装药的结构状态预估装药的力学性能,同时结合破坏准则就可评估复合固体推进剂的失效与否。

1 复合固体推进剂参数表征

1.1 结构状态参数表征

复合固体推进剂是一种以粘合剂母体为基体的

具有高填充固体含量的复合粘弹性材料,在对其结构状态进行表征的时候,需要分别对粘合剂母体、固体填料和两相界面之间作用等三个方面进行表征。

文中以网链密度和凝胶分数来表征粘合剂母体的网络结构参数,固体填料含量表征固体填料作用,界面高模量层的体积分数来表征两相界面作用的强弱^[4]。

1.2 力学性能参数表征

在对复合固体推进剂进行老化实验、寿命预测和结构完整性试验的过程中,普遍关注的是推进剂抵抗外力作用的能力,响应性能一般考虑较少。因此,考虑到推进剂在实际贮存过程中的受力方式,文中推进剂的力学性能采用单向拉伸破坏性能来表征,即最大抗拉强度 σ_m 、最大抗拉强度下的最大伸长 ϵ_m 及断裂伸长率 ϵ_b 。

2 神经网络力学性能模型建立

为了建立复合固体推进剂结构状态参数与其力

^{*} 收稿日期:2010-08-31

作者简介:马岑睿(1974-),男,黑龙江肇州人,讲师,硕士,研究方向:导弹与发动机工程。

学性能参数之间关系的 BP 网络模型,实际过程中需要确定网络的拓扑结构和神经元函数。

2.1 输入输出层设计

结构参数作为网络的输入,力学性能参数作为网络的输出。在这里,结构参数包括凝胶分数、网链密度、固体填料含量、模量层体积分数共 4 个参数,因此输入层的神经元个数为 4;力学性能参数包括最大抗拉强度、最大抗拉强度下的伸长率和断裂伸长率共 3 个参数,因此输出层的神经元个数为 3。

2.2 隐层设计

隐层的设计包括隐层层数的确定及每层神经元个数的确定两个方面。所有关于隐含层神经元个数选择的建议都是基于经验的,唯一公认的指导原则是,能与给定样本符合的最简单(规模最小)的网络就是最好的选择^[5]。鉴于此,文中隐层神经元数的确定采用试算法。

2.3 传递函数的确定

文中隐层神经元的传递函数为 tansig,这是由于实验数据经过归一化处理目标向量的元素都位于区间 $[-1, 1]$ 中,正好满足 tansig 函数的输出要求。输出层的传递函数选择 purelin,这样会提高网络的泛化能力。

2.4 学习函数的确定

BP 网络在训练时容易陷入局部最小,这是由于采用梯度下降法所引起的。对于这个问题,可以采用附加动量法来解决,对应于 Matlab 里的函数为 learnngdm,它利用神经元的输入和误差、权值和阈值的学习速率和动量常数,来计算每一步中权值和阈值的变化速率。

2.5 训练函数的确定

选择带动量及自适应学习速率的梯度递减训练函数 traingdx 作为模型的训练函数。traingdx 函数的学习步长能够随误差曲面的变化而进行调整。该算法连续两次观测训练的误差值,如果误差下降则增大步长,误差反弹在一定范围内则保持步长,误差的反弹超过一定限度则减小步长。

2.6 性能函数的确定

性能函数采用 Matlab 里面提供的 mse 函数,它是网络误差的均方根。

2.7 建立的 BP 网络模型

建立的模型结构如图 1 所示。

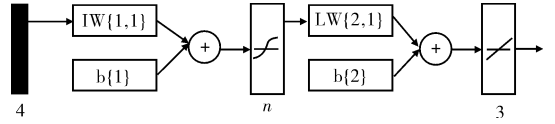


图 1 建立的 BP 神经网络模型

输入层 4 个向量:交联密度、凝胶分数、固体填料含量、模量层体积分数。输出层 3 个向量:最大抗拉强度、最大抗拉强度下的伸长率和断裂伸长率。隐层神经元数采用试算法确定。隐层传递函数为 S 型函数 tansig,输出层传递函数采用线性函数。误差学习函数为带动量的梯度下降法的 learnngdm 函数,网络的训练函数采用 traingdx 函数。

3 仿真及结果分析

应用 HTPB 推进剂老化实验过程中网络结构参数与力学性能参数数据对建立的模型进行训练,并应用模型对力学性能进行预测。

3.1 模型的训练条件

- 1)最大迭代次数 epoch,20000;
- 2)误差指标 goal, 10^{-5} ;
- 3)梯度值精度 min. grad,采用默认值 10^{-6} ;
- 4)训练所用时限 time,采用默认值 $+\infty$;
- 5)最大失败次数 max. fail,采用默认值 5 次。

3.2 模型的训练过程

模型的训练过程如图 2 所示。

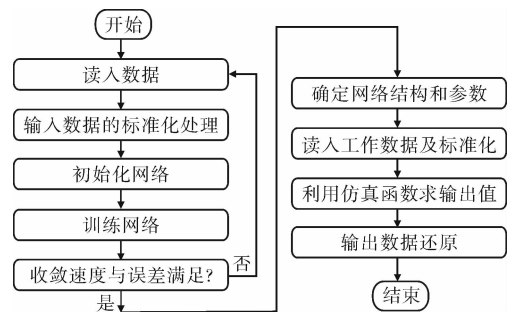


图 2 BP 神经网络训练及程序框图

1)隐层神经元数的确定

试算结果发现隐层神经元数目小于 14 时网络不收敛;而隐层神经元数目大于 22 及神经元数目为 19 时网络预测值出现相对较大的误差(平均误差绝对值在 4%~6% 范围内,最大误差绝对值在 13%~38% 范围内)。表 1 列出了检测样本平均误差相对较小的几组预测结果,综合比较发现,隐层神经元数目为 16 的 BP 网络模型预测效果最好,均方误差最小,故最佳隐层神经元数为 16。

表 1 不同隐层神经元数神经网络测试结果及网络比较

隐层神经元数	训练步数	网络预测误差(1e-005)
14	19361	14.561
15	18774	5.2748
16	16352	0.1324
17	15883	0.8549
18	16007	0.4337
20	14893	1.4185
21	15016	1.0053

2) 模型的训练

经过 16352 次训练之后,网络模型对训练样本的模拟结果达到要求的目标误差(0.00001),结果如图 3 所示。

图 3 表明模型对训练样本能够很好的模拟,说明网络训练效果很好。

3) 模型预测性能

模型的预测结果与实际实验值相当吻合,其最大相对误差等于 4.6758%,小于 5%,平均相对误差为 0.0830%,能够很好的满足工程上的要求。

从图 4 可以看出模型预测的相对误差曲线比较平滑,波动较小,这说明模型具有较好的稳定性。

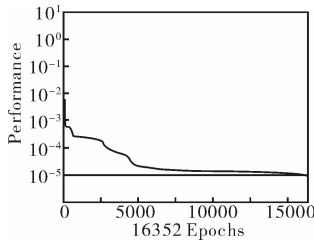


图 3 训练误差曲线

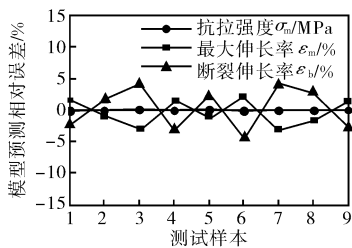


图 4 模型预测的相对误差

4 结论

从模型的训练结果和预测结果可以看出,模型能够很好的反映出 HTPB 推进剂网络结构参数对其力学性能的影响。但值得指出的是,BP 网络预测模型预测结果的最大相对误差也达到了 4.6758%。影响模型预测精度的因素主要有两方面:实验数据自身的精度和实验数据的数量。如果能够提高实验数据的质量,则可以进一步提高网络预测的精度。另外,仿真中本模型的训练样本只有 27 组,数量较少,如果能够提高训练样本的广泛程度和数量,则可以更进一步提高网络的适用性。因此要进一步提高网络预测精度,关键的方法是提高网络训练样本的数量和质量。本模型适用于贮存老化过程中复合固体推进剂装药力学性能的预测,并可用于复合固体推进剂的老化机理研究和寿命预测。

参考文献:

- [1] 侯林法. 复合固体推进剂[M]. 北京:中国宇航出版社, 1994: 218-381.
- [2] 王春华,彭网大,翁武军,等. HTPB 推进剂凝胶分解特性与老化性能的相关性[J]. 推进技术, 2000,21(2): 84-87.
- [3] 刘长宝,刘云飞,姚维尚. 高固体含量丁羟推进剂性能研究[J]. 含能材料, 2007,15(1): 42-46.
- [4] 徐馨才. 复合固体推进剂单向拉伸力学模型[J]. 宇航学报, 1995,16(2): 20-25.
- [5] 郭晶,孙伟娟. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社, 2005: 102-104.

(上接第 153 页)

气主流,在接触到燃气主流的核心区外边界时就已经发生了剧烈的掺混和汽化。

3)由于核心区温度在整个射流区域中最高,因此核心区的长度和面积往往能决定热冲击烧蚀作用的大小。在实验注水条件下,有效的减少了核心区长度和核心区面积,从而达到降温和减弱热冲击烧蚀作用的目的。

4)通过实验可以发现燃气射流的注水流场是一个非正常现象十分明显的多相流场,其流型和形成机理比较复杂,需要通过多种方式进行进一步研究和深入探讨。

参考文献:

- [1] Giordan P, P Fleury, L Guidon. Simulation of water injection into a rocket motor plume, AIAA99-31280[R]. 1999.
- [2] Wolff H, L T Barnes. Survey of special areas of rocket testing, AIAA65-476 [R]. 1965.
- [3] 张福祥. 火箭燃气射流动力学[M]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学出版社,2004.
- [4] 王宏,符彬,刘桂生,等. 用热像仪测试发动机燃气流场温度[J]. 固体火箭技术, 2003(2): 65-67.
- [5] Cho C S, A P Gerald. Effect of coolant injection to small-scale diffuser simulating SSME testing conditions, AIAA2002-4282[R]. 2002.