

复合固体推进剂力学性能的建模预测研究

张高章 司马凯

(江西航天经纬化工有限公司,吉安 343711)

摘 要 首次将反向传输(BP)神经网络模型和经遗传算法(GA)优化后的 BP(GA-BP)网络模型应用于研究多种工艺助剂和不同测试温度对复合固体推进剂力学性能的影响。结果表明:所建模型对复合固体推进剂力学性能均具有一定的预测能力,通过对未参与建模的 5 组数据的预测计算,GA-BP 模型的抗拉强度预测的平均相对误差由 BP 模型的 15.66%降低至 12.86%,断裂伸长率由 BP 模型的 11.24%降低至 3.9%,预测精度得到了提高。

关键词 推进剂,力学性能,BP 模型,GA-BP 模型,预测

Modeling and prediction of mechanical property of composite solid propellant

Zhang Gaozhang Sima Kai

(Jiangxi Aerospace Jingwei Chemical Co.,Ltd.,Ji'an 343711)

Abstract For the first time,the back propagation neural network(BP neural network) model and BP network model optimized by genetic algorithm (GA) were applied to study the effects of various processing aids and different test temperatures on the mechanical properties of composite solid propellant.The results showed that the model had a certain ability to predict the mechanical performance of composite solid propellant.Through the prediction of five groups of data that did not participate in the modeling calculation,it was found that the average relative error of tensile strength of prediction of BP model before and after the optimization of GA decreased from 15.66% to 12.86%,their elongation at break decreased from 11.24% to 3.9%,the prediction precision was improved.

Key words propellant,mechanical property,BP model,GA-BP model,prediction

复合固体推进剂的力学性能决定了其使用性能,也是固体发动机研究的一个重要课题。复合固体推进剂的力学性能不仅受粘合剂相的结构和形态的影响,而且受固体填料种类、含量与形貌,以及粘合剂与填料的粘合状态等多种因素的影响。其中粘合剂与填料的粘合状态等多种因素的影响。其中粘合剂与填料界面之间的较好粘结是获得推进剂良好力学性能的必要条件。为了到达界面间较好的粘结性能,常常需加入一种或多种工艺助剂^[1]。当复合推进剂加入多种工艺助剂时,多种助剂之间对推进剂的力学性能的影响存在着复杂的非线性关系,但这种关系缺乏数理模型,对工艺助剂对推进剂力学性能影响的研究,一直局限于通过实验慢慢调试,这种方法不仅需要大量的推进剂试样,而且研发周期较长,成本较高,难以适应新型的武器研制平台。

由于人工神经网络具有非常强的容错性和自适应性,特别是具有高度的非线性能力,可逼近任意的非线性函数的反向传输(BP)网络的出现为我们解决这些传统的问题提供了一种新的方法,在解决非线性问题得到了广泛的应用^[2-3],然而 BP 网络存在训练过程中的权值参数需要反复调试以及容易陷入局部最优解等缺陷,也限制了 BP 网络在实际工作中的应用。遗传算法(GA)具有良好的全局搜索能力能克服 BP 算法所存在的缺陷,具有较好的全局寻优能力^[4];同时具备自动调整搜索空间和方向的能力以及鲁棒性较强的优点^[5]。但 GA 局部搜索能力较差,在进化的后期其搜索效率较低,易产生早熟收敛现象^[6]。将这 2 种算法结合后有利于发挥各自的优势^[7-8],拓展在新领域的应用。本研究将 GA 与 BP 神经网络相结合来研究多种工艺助

剂和测试温度对固体推进剂力学性能的影响,具有重要的意义。

在对复合固体推进剂进行力学性能研究时,其主要指标为延伸率和抗拉强度,而抗拉强度与延伸率与配方中的各种工艺助剂含量、固化参数以及测试温度有明显的依赖关系,这种依赖关系相互影响,构成复杂的多元非线性关系,很难用传统的数理模型来描述它们之间的关系,本研究分别运用 BP 神经网络以及经 GA 优化后的 BP(GA-BP)神经网络模型研究多因素对复合固体推进剂的抗拉强度(σ)和断裂伸长率(ϵ)的影响,结果表明,优化前后的 BP 神经网络模型均能起到对推进剂力学性能较好的预测作用,与实验值均具有一定的吻合性,但相比之下,GA-BP 模型所得预测值精度更高一些,这也说明经 GA 优化后的 GA-BP 模型有望成为研究多因素对推进剂力学性能影响的一条新的有效途径。

1 实验部分

1.1 建立传统 BP 网络

BP 神经网络是误差反向传播的多层前向网络,其主要结构由 1 个输入层,1 个或多个隐含层和 1 个输出层组成。研究表明,当隐含层有足够的神经元可用时,3 层 BP 的神经网络可以逼近任意精度的任意函数,故本研究确定 BP 神经网络的结构为 3 层,3 层的 BP 结构图见图 1。

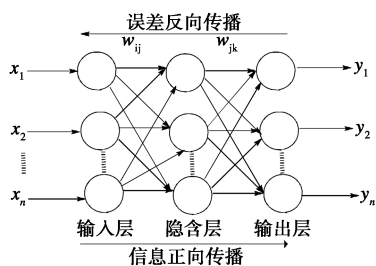


图 1 3 层 BP 网络结构图

1.2 输入层与输出层设计

以影响力学性能的主要因素:工艺助剂键合剂 A 及键合剂 B 在配方中的含量、固化参数(R_T)以及测试条件下的不同温度为输入层的输入变量;以力学性能的主要指标:抗拉强度和断裂伸长率为输出层的输出变量;故输入层的神经元个数为 4 个,输出层的神经元个数为 2 个。

1.3 隐含层设计及传递函数的确定

通过经验试算法确定 1 个隐含层和 19 个神经

单元,隐含层神经单元间的传递函数为 tansig,输出层的传递函数为 purelin,模型训练函数为 traingd。

1.4 模型的检验方法

采用自检验计算方法和预示计算方法来检验本研究所建模型(BP 模型、GA-BP 模型)的效果。自检验计算方法是将参加实验的样本带入所建模型进行计算,比较所建模型的输出值与实际值的误差,此方法一般用于检验所建模型的学习精度;而预示计算方法即将没有参与网络建模的数据代入所建模型进行计算,将网络输出的计算结果与实际值进行比较,此方法主要用于检验所建模型的预报能力。

为考察各种工艺助剂相互之间对不同温度下复合固体推进剂力学性能的影响,对所得样品在不同温度下进行力学性能测试,利用测试结果分别建立 BP 模型和 GA-BP 模型,实测数据为 33 个进行归一化处理,其中 28 个用于模型的训练和仿真,5 个用于模型的预示计算。

2 结果与讨论

2.1 BP 模型分析

2.1.1 实验次数对 BP 模型均方误差的影响

采用 28 组数据建立 BP 模型,利用所建立的网络模型对参与建模的 28 组数据进行仿真,并利用所建立的模型对未参与建模的 5 组数据进行性能预测。建模过程中的实验次数对 BP 模型均方误差的影响见图 2。从图可以看出,BP 模型在经过 9376 次实验后均方误差基本上达到最佳状态,均方误差达到 0.00099996,而建模时均方误差设置的目标值为 0.001。

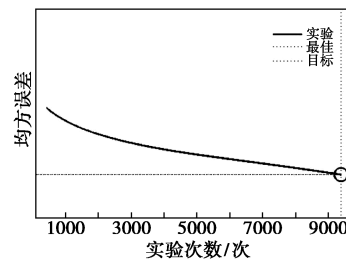


图 2 建模过程中实验次数对 BP 模型均方误差的影响

2.1.2 力学性能实验值与 BP 模型预测值对比分析

力学性能实验值与 BP 模型预测值随固化参数变化的曲线见图 3。从图可以看出,在固化参数为

0.77 条件下,抗拉强度实验值为 0.76MPa,断裂伸长率实验值为 57.4%,用所建模型进行抗拉强度预测的输出值为 0.87MPa,断裂伸长率预测值为 58.4%;在固化参数为 0.82 条件下,抗拉强度实验值为 1.22MPa,断裂伸长率实验值为 44.6%,用所建模型进行抗拉强度预测值为 1.06MPa,断裂伸长率预测值为 54.2%;在固化参数为 0.86 条件下,抗拉强度实验值为 1.7MPa,断裂伸长率实验值为 42.2%,用所建模型进行抗拉强度预测值为 1.49MPa,断裂伸长率预测值为 46.7%。抗拉强度的实验值与 BP 模型的预测值均随着固化参数的增大呈增大态势,断裂伸长率的实验值与 BP 模型的预测值均随着固化参数的增大而呈减小态势,均符合理论变化趋势。

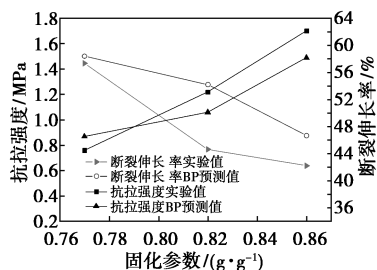


图 3 力学性能实验值与 BP 模型预测值随固化参数变化的曲线图

2.2 GA-BP 模型分析

2.2.1 实验次数对 GA-BP 模型适应度的影响

GA-BP 模型的适应度随实验次数的变化曲线见图 4。从图可以看出,当实验进行到 120 次左右,GA-BP 模型适应度值达到 1.6×10^{-5} ,随着实验次数的增加,而适应度值基本不再变化。

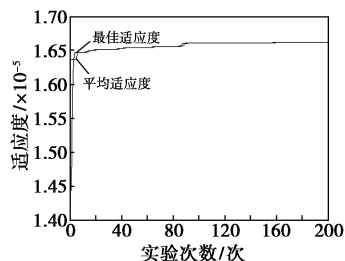


图 4 GA-BP 模型的适应度随实验次数的变化曲线图

实验次数对 GA-BP 模型均方误差的影响见图 5。从图可以看出,GA-BP 模型在经过 6387 次实验后,均方误差达到 0.00099973,均方误差基本上达到最佳状态,建模时均方方差设置的目标值为 0.001。

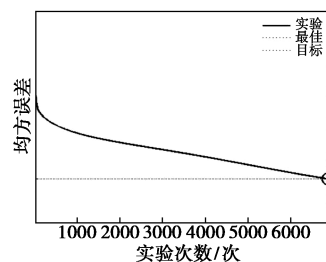


图 5 实验次数对 GA-BP 模型均方误差的影响

力学性能实验值与 GA-BP 模型预测值随固化参数变化的曲线见图 6。从图可以看出,在固化参数为 0.77 条件下,抗拉强度实验值为 0.76MPa,断裂伸长率实验值为 57.4%,GA-BP 模型抗拉强度的预测值为 0.98MPa,断裂伸长率预测值为 57.24%;在固化参数为 0.82 条件下,抗拉强度实验值为 1.22MPa,断裂伸长率实验值为 44.6%,GA-BP 模型抗拉强度预测值为 1.19MPa,断裂伸长率预测值为 46.44%;在固化参数为 0.86 条件下,抗拉强度实验值为 1.7MPa,断裂伸长率实验值为 42.2%,GA-BP 模型抗拉强度预测值为 1.61MPa,断裂伸长率预测值为 40.17%。抗拉强度的实验值与 GA-BP 模型的预测值均随着固化参数的增大而呈增大态势,断裂伸长率的实验值与 GA-BP 模型的预测值均随着固化参数的增大而呈减小态势,均符合理论变化趋势。

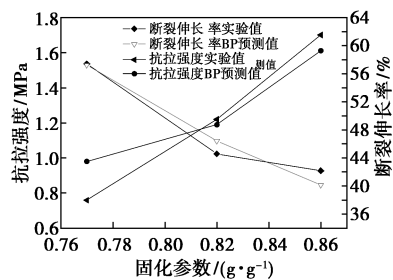


图 6 力学性能实验值与 GA-BP 模型预测值随固化参数变化的曲线图

2.3 BP 模型和 GA-BP 模型仿真预测分析

运用参与建模所用的 28 组数据进行仿真,验证 BP 模型和 GA-BP 模型自检验效果,力学性能试验值与所建模型的仿真值见表 1。从表 1 可知,当采用 1—28 的数据进行建立 BP 模型和 GA-BP 模型后,并对 1—28 的数据进行仿真,BP 模型抗拉强度和断裂伸长率的平均相对误差分别为 2.58% 和 0.93%,GA-BP 模型抗拉强度和断裂伸长率的平均相对误差分别为 2.51% 和 0.93%,平均相对误差均在 5% 以下,BP 模型和 GA-BP 模型均具有较好的自检验效果。

表 1 力学性能试验值与所建模型的仿真值

序号	键合 剂 A 含量/ %	键合 剂 B 含量/ %	固化 参数	测试 温度/ ℃	实验值		BP 测试值		GA-BP 测试值		BP 相对误差/%		GA-BP 相对误差/%	
					抗拉 强度/ MPa	断裂 伸长 率/%	抗拉 强度/ MPa	断裂 伸长 率/%	抗拉 强度/ MPa	断裂 伸长 率/%	抗拉 强度	断裂 伸长率	抗拉 强度	断裂 伸长率
1	0.05	0.05	0.86	20	1.57	46.30	1.64	46.45	1.49	44.86	4.64	0.32	5.13	3.10
2	0.05	0.05	0.86	50	1.00	57.11	0.99	57.94	0.99	58.02	1.18	1.46	0.68	1.59
3	0.05	0.05	0.86	-50	2.24	41.19	2.19	40.26	2.17	41.13	2.32	2.27	3.23	0.14
4	0.05	0.05	0.91	20	1.13	52.65	1.14	52.52	1.14	53.66	0.72	0.25	0.79	1.92
5	0.05	0.05	0.91	50	0.65	65.89	0.62	65.68	0.66	64.87	3.95	0.31	0.80	1.55
6	0.05	0.05	0.91	-50	1.64	43.16	1.66	43.58	1.70	43.10	1.30	0.98	3.73	0.14
7	0	0.05	0.84	20	1.17	49.78	1.12	49.09	1.13	49.31	4.07	1.38	3.33	0.95
8	0	0.05	0.84	50	0.71	57.32	0.74	57.66	0.77	57.86	4.34	0.60	8.16	0.94
9	0	0.05	0.84	-50	1.70	45.05	1.72	45.43	1.71	45.25	1.05	0.84	0.49	0.45
10	0.05	0.075	0.91	20	1.41	37.19	1.38	37.20	1.39	36.79	2.19	0.02	1.43	1.08
11	0.05	0.075	0.91	50	0.89	50.81	0.91	50.73	0.88	51.14	2.37	0.16	1.61	0.64
12	0.05	0.075	0.91	-50	2.53	33.34	2.54	33.26	2.53	33.72	0.32	0.23	0.07	1.15
13	0	0.1	0.82	50	0.73	56.47	0.70	55.55	0.70	56.27	3.67	1.63	4.58	0.35
14	0	0.1	0.82	-50	1.89	36.05	1.99	37.2	1.95	36.65	5.08	3.18	2.95	1.67
15	0	0.1	0.86	50	1.07	47.32	1.09	48.25	1.10	47.41	1.91	1.97	2.79	0.18
16	0	0.1	0.86	-50	2.60	38.19	2.50	37.24	2.55	37.59	3.80	2.49	1.76	1.57
17	0.05	0.1	0.84	20	0.87	57.72	0.89	58.36	0.89	57.75	2.53	1.12	2.82	0.06
18	0.05	0.1	0.84	50	0.47	67.23	0.48	67.23	0.46	67.22	2.53	0.01	1.16	0.02
19	0.05	0.1	0.84	-50	1.64	41.01	1.63	40.42	1.61	41.03	0.53	1.44	1.90	0.05
20	0.05	0.05	0.76	20	0.76	52.28	0.73	52.29	0.76	52.81	3.72	0.01	0.03	1.01
21	0.05	0.05	0.76	50	0.40	71.94	0.42	72.07	0.39	71.21	4.05	0.18	3.59	1.02
22	0.05	0.05	0.76	-50	1.76	36.13	1.77	36.08	1.78	36.33	0.83	0.14	1.13	0.56
23	0.075	0.05	0.87	20	0.95	42.77	0.96	43.12	0.99	43.91	0.75	0.82	4.63	2.66
24	0.075	0.05	0.87	50	0.52	60.46	0.49	59.54	0.53	60.00	5.79	1.53	2.73	0.76
25	0.075	0.05	0.87	-50	1.96	33.99	1.97	34.47	1.95	33.69	0.50	1.40	0.37	0.87
26	0.05	0.075	0.84	20	1.04	43.33	1.07	43.53	1.10	43.32	2.65	0.46	5.87	0.02
27	0.05	0.075	0.84	50	0.60	58.17	0.57	57.75	0.57	58.36	4.60	0.72	4.21	0.33
28	0.05	0.075	0.84	-50	2.11	36.77	2.09	36.83	2.12	36.31	1.05	0.16	0.41	1.25

运用所建模型进行预测结果如表 2。当分别采用 BP 模型和 GA-BP 模型进行预测计算 29~33 数据时,其中 29~31 数据的唯一变量为固化参数,BP 模型和 GA-BP 模型所预测计算的抗拉强度均随固化参数的增大而增大,断裂伸长率随固化参数的增大而减小,这与事实相符,而 32~33 数据的唯一变

量为测试温度,BP 模型和 GA-BP 模型所预示计算的抗拉强度均随测试温度的增大而减小,断裂伸长率随测试温度的增大而增大,这也与事实相符,故所建 BP 模型和 GA-BP 模型是可以预测复合固体推进剂的力学性能的。

另外,29~33 这 5 组数据对 GA 优化前的 BP

模型和优化后的 GA-BP 模型的抗拉强度平均相对误差分别为 15.66% 和 12.86%，它们的断裂伸长率平均相对误差分别为 11.24% 和 3.9%，同时结合表 1 预示计算的数值相对误差可知，GA-BP 模型的预测能力得到了提高，特别是对抗拉强度的预测能力得到了较大幅度的提高。GA-BP 模型的预测计算能力高于未优化的 BP 模型，主要是因为

未优化的 BP 模型在实验过程中震荡较为明显，较难收敛，易陷入局部最优解；当采用 GA-BP 模型时避免了 BP 模型初始权值的随机性和震荡的问题，在 GA-BP 模型的实验达到 120 次后，均方误差基本上无显著的变化，而此时将全局最优解传递给了 GA-BP 模型，从而提高了 GA-BP 模型的预测能力。

表 2 力学性能实验值与所建模型的预测值

序号	键合 剂 A 含量/ %	键合 剂 B 含量/ %	固化 参数	测试 温度/ ℃	实验值		BP 测试值		GA-BP 测试值		BP 相对误差/%		GA-BP 相对误差/%	
					抗拉 强度/ MPa	断裂 伸长 率/%	抗拉 强度/ MPa	断裂 伸长 率/%	抗拉 强度/ MPa	断裂 伸长 率/%	抗拉 强度	断裂 伸长率	抗拉 强度	断裂 伸长率
29*	0	0.1	0.82	20	1.22	44.64	1.06	54.24	1.19	46.44	12.73	21.51	2.33	4.03
30*	0	0.1	0.86	20	1.70	42.23	1.49	46.71	1.61	40.17	12.16	10.61	5.29	4.87
31*	0	0.1	0.77	20	0.76	57.35	0.87	58.38	0.98	57.24	14.86	1.79	28.42	0.19
32*	0	0.1	0.77	50	0.42	66.80	0.35	58.90	0.53	65.89	16.98	11.82	27.13	1.36
33*	0	0.1	0.77	-50	1.37	43.15	1.67	38.64	1.35	39.24	21.59	10.45	1.13	9.07

3 结论

(1) BP 模型和 GA-BP 模型均适用于工艺助剂和测试条件对复合固体推进剂力学性能的研究，均具有一定的预测能力，但传统的 BP 模型预测复合固体推进剂的力学性能时误差较大，GA-BP 模型的预测时误差减小。

(2) 虽然 GA-BP 模型具有一定的预测能力，但是有个别数据仍存在较大的误差，这可能是实验数据的分布不均匀造成的，也可能是实验数据自身的精度造成的。另外，所用实验样本数据只有 28 组，样本数据太少，也影响预测数据的准确性。

(3) GA-BP 模型与 BP 模型相比较，抗拉强度预测的平均相对误差由 15.66% 降低至 12.86%，断裂伸长率由 11.24% 降低至 3.9%，GA-BP 模型的预测精度要高于 BP 模型。

参考文献

[1] 庞维强, 张教强, 刘何, 等. 醇胺类键合剂在丁羟推进剂中的应

用进展[J]. 化学推进剂与高分子材料, 2005, 3(6): 10-13.

- [2] Ozkaya B, Demir A, Bilgili M S. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale land-fill bioreactors [J]. Environmental Modeling & Software, 2007, 22(6): 815-822.
- [3] 刘佩进, 吕翔, 何国强. 基于人工神经网络的燃速相关性研究[J]. 推进技术, 2004, 25(2): 156-158.
- [4] 于莹莹, 陈燕, 李桃迎. 改进的遗传算法求解旅行商问题[J]. 控制与决策, 2014, 29(8): 1483-1488.
- [5] Cheng H, Chao F. Simulation of fluid-solid interaction on water ditching of an airplane by ALE method[J]. Science Direct Journal of Hydrodynamics, 2011, 23(5): 637-642.
- [6] 巩敦卫, 朱美强, 郭西进, 等. 一种新的基于混沌变异解决早熟收敛的遗传算法[J]. 控制与决策, 2003, 18(6): 686-689.
- [7] 彭基伟, 吕文华, 行鸿彦, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 153-160.
- [8] 刘奕君, 赵强, 郝文利. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的瓦斯浓度预测研究[J]. 矿业安全与环保, 2015, 42(2): 56-60.

收稿日期: 2017-06-24

修稿日期: 2018-08-24

欢迎登陆《化工新材料》投稿系统, www.hgxx.org