

文章编号:1000-8055(2013)09-2112-09

使用 BP 神经网络模型研究逆向卸荷膜片式减压器的稳定性

陈经禄¹, 王拥军¹, 陈 阳²

(1. 北京航空航天大学 数学与系统科学学院, 北京 100191;

2. 北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘 要: 采用数据挖掘中 BP(back propagation)神经网络模型来研究逆向卸荷膜片式减压器的结构参数与稳定性之间的依赖关系,得到结构参数变化,尤其是多结构参数耦合变化下减压器的稳定性结果. 其中稳定性对阻尼孔直径、膜片刚度非常敏感,对弹性元件材料的阻尼系数、低压腔有效长度较为灵敏. 由此提出减弱振荡的各种措施:增大阻尼孔直径、增大膜片刚度、在一定范围(标准值的 6.5 倍)内增大弹性元件材料的阻尼系数、增大低压腔有效长度、减小阀芯质量. 数值实验误差分析表明:该模型不存在过拟合、局部最优的情况,其预测结果是可靠的,可为减压器的设计和系统分析提供决策支持. 而且,该模型对不同类型的数据集具有通用性,可以用来研究其他部件的结构参数与性能指标的依赖关系.

关 键 词: 减压器; 稳定性; 动态特性; 数据挖掘; BP 神经网络模型

中图分类号: V434

文献标志码: A

Research on stability of reverse unloading diaphragm pressure reducing regulator using BP neural network model

CHEN Jing-lu¹, WANG Yong-jun¹, CHEN Yang²

(1. School of Mathematics and Systems Science,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;

2. School of Astronautics,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Back propagation (BP) neural network model was used to study the dependency between the structural parameters and the stability of reverse unloading diaphragm pressure reducing regulator (PRR). The stability of PRR obtained by adjusting structural parameters, in particular, multi-structure parameters, proves that the stability of PRR is very sensitive to the diameter of damping orifice and the stiffness of diaphragm, and also relatively sensitive to the damping coefficient of springy elements material and the effective length of the low-pressure chamber. Thus, various measures for improving the dynamic stability were proposed, including increasing the diameter of damping orifice, the stiffness of diaphragm, the damping coefficient of springy elements material within a certain range (6.5 times of standard value), the effective length of the low-pressure chamber and reducing the mass of valve spool. The BP neural network model tested by the error analysis of the numerical experiments does not show any phenomenon of over-fitting and local optimum.

收稿日期:2012-09-17

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20130926.1103.201309.2112_016.html

基金项目:国家高技术研究发展计划;国家自然科学基金(11101023)

作者简介:陈经禄(1985—),男,福建漳州人,硕士生,主要从事数据挖掘、神经网络方面的研究.

The predictions of the model are reliable, which can be used to support the decision for the design of the PRR and system analysis. In addition, the model is applicable for different data sets, and can be used to study the dependency between the structural parameters and the performance of other components.

Key words: pressure reducing regulator; stability; dynamic characteristic; data mining; BP neural network model

减压器是利用节流原理工作的部件,其作用是使进口高压气体的压力降至规定的值,并稳定在预设的压力范围内^[1].作为流体管路系统中的降压和稳压元件,减压器的动力学特性得到了广泛研究,研究中比较突出的问题是减压器工作时的振荡现象,这一方面会影响减压器精度,降低使用寿命,严重时影响整个系统的正常运行;另一方面振动产生的噪声也会影响工作环境^[2].

运用实验手段可以解决减压器的振荡问题,但所需费用较高、周期较长且存在一定操作风险.而采用计算机数值仿真手段可以在低费用、无操作风险的情况下解决这一问题^[2].以往大多都是先采用数值算法^[2-8]进行数值仿真,再分析减压器的稳定性.此类方法可以对单参数变化时稳定性情形做出简单描述,但是在多结构参数耦合变化的情况下,由于所需计算量和分析量巨大,此方法难以适用.本文采用的BP神经网络模型(以下简称BP模型)就是针对多参数耦合变化的影响而提出的,通过结果分析和误差分析表明方法有效;同时对于单参数变化,本文的方法能够得到更全面的数值实验结果和结论.

本文利用文献^[9-10]提出的建模方法开发而得的液体推进气路系统仿真软件,仿真得到不同结构参数下的数据集,然后计算每一组结构参数对应的减压器稳定性指标值.由于BP模型能学习和存储大量的输入输出模式映射关系,可以在已知的约束条件下,寻找一组参数组合,使该组合确定的目标函数达到最小,而且BP网络具有良好的鲁棒性、自组织自适应性和高度容错等特性^[11],所以本文选择采用BP模型来预测结构参数与减压器稳定性之间的依赖关系.以此来分别研究单结构参数变化、多结构参数耦合变化下减压器的稳定性能,为各种减弱振荡措施的选取提供决策依据.

1 逆向卸荷膜片式减压器数值仿真模型

本文所研究的逆向卸荷膜片式减压器(以下

简称减压器)结构比较复杂,其示意图如图1所示,主要由活门、主(副)弹簧、卸荷腔、阻尼腔、弹性膜片和低压腔等组成. ρ 、 p 、 E 分别为气体密度、压强、单位体积总能量; V 为腔室体积; d_v 为孔直径.

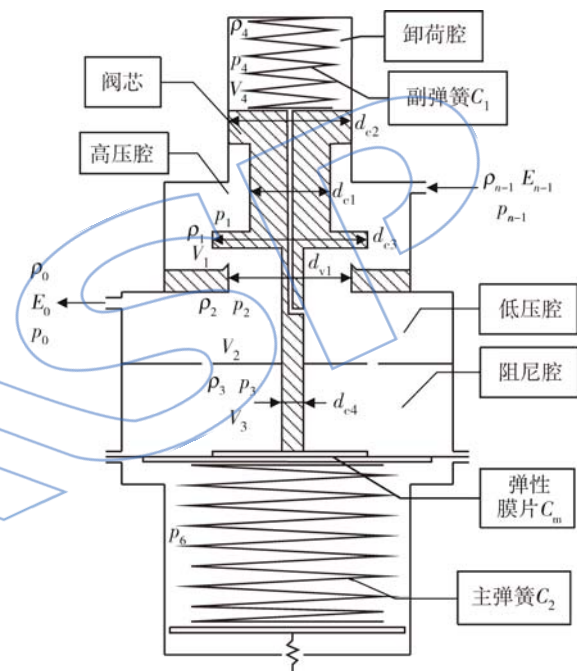


图1 逆向卸荷膜片式减压器结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of reverse unloading diaphragm PRR

图2为涡轮气封减压实验系统的数值仿真模型,图中标示各管道的长度、内径,各管道管壁厚厚度设为0.002m,模块化建模时把此系统化化为1个流体源(FS1),6段气体管道(GP1~GP6),1个高压氦气瓶(GVol1),3个气体阀门(GV1~GV3),1个减压器(GPRR1),1个缓开阀(BCV1),管道元件流场网格划分为0.1m/grid.FS1设置为大气边界条件(压强出口).阀门GV1,GV2初始关闭,系统启动时首先打开GV1,由高压氦气瓶GVol1流出的高压氦气冲击到缓开阀BCV1,引起GPRR1低压腔和阻尼腔的压强升高,相应地其阀芯会逐渐闭合直至完全关闭.GV2打开后,高压氦气经减压器降压后通过GV3喷射出去,形

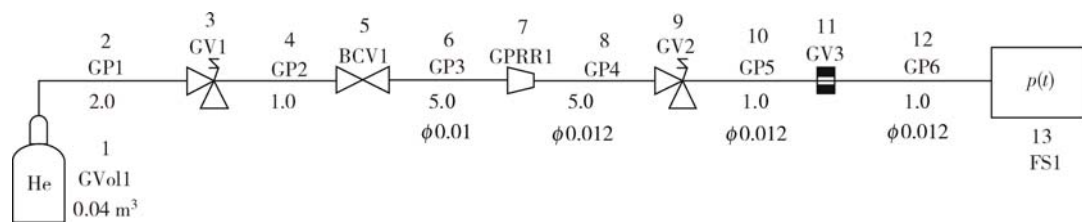


图 2 涡轮气封减压实验系统的数值仿真模型(单位:m)

Fig. 2 Numerical simulation model of turbine gas seal pressure reducing test system (unit:m)

成稳定流量的氦气射流,认为气体管流为一维理想气体流动,管道壁面选用绝热模型或径向一维传热模型,采用常物性控制器、经典 4 级 4 阶龙格-库塔法对上述动态过程进行数值仿真。

根据工程单位提供的数据,系统起动时刻初始状态为:高压氦气瓶-气体阀门 GV1 上游腔之间管路压强为 p_1 ,GV1 下游腔-气体阀门 GV2 上游腔之间管路压强为 p_2 ,GV2 下游腔之后管路压强为 p_3 ,管路温度为 278 K. 标准算例的参数设置见表 1,其中 d_{v3} , d_{v4} , C_m , x_2 , L_1 , L_2 , M_{vc} , λ_s 分别为减压器阻尼孔直径、卸荷孔直径、膜片刚度、主弹簧预压缩量、高压腔等效长度、低压腔等效长度、阀芯质量、弹性元件材料的阻尼系数, t_{gv2} 为气体阀门 GV2 打开的时刻. 氦气瓶体积为 0.04 m^3 .

表 1 标准算例的初始状态和结构参数
Table 1 Initial state and structure parameters of standard example

参数	数值	参数	数值
p_1/MPa	35	p_2/MPa	0.1
p_3/MPa	0.1	t_{gv2}/s	5
d_{v3}/m	0.001	d_{v4}/m	0.001
$C_m/10^5 (\text{N/m})$	4.033	x_2/m	0.0115
L_1/m	0.03306	L_2/m	0.02128
M_{vc}/kg	0.0822	λ_s/s	0.0004

2 减压器稳定性指标的选取

涡轮气封减压实验系统所用的逆向卸荷膜片式减压器在工作过程中存在稳定性问题,标准算例仿真得到的减压器阀芯和高、低压腔压强动态变化曲线出现了无固定频率的振荡,从而导致整个系统工作不稳定. 对于振荡现象,可以选取气体减压器 GPRR1 低压腔压强 p_2 在一定时间内的相对变化量作为衡量减压器稳定性的指标(记为 $S_{\text{gprr1}-p_2}$). 从式(2)可看出,稳定性指标值越小,减压器输出压强波动越小,越稳定。

$$p_{\text{refer}} = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n p_2(t_i) \quad (1)$$

$$S_{\text{gprr1}-p_2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{p_2(t_i) - p_2(t_{i-1})}{p_{\text{refer}}} \right]^2} \quad (2)$$

3 BP 模型

神经网络是机器学习的重要分支,是数据挖掘中分类技术的重要方法,非常适合解决数据的分类和预测问题^[12]. BP 模型是目前应用最广泛的神经网络模型之一,它有极强的非线性映射能力,能学习和存储大量的输入输出模式映射关系,有良好的拟合能力和泛化能力^[11].

BP 模型的学习过程由信息的正向传播和误差的反向传播两部分组成^[13]. 如图 3 所示,在正向传播时,信息从输入层经隐藏层处理后传向输出层. 如果在输出层得不到希望的输出,则转入反向传播,将误差信号沿神经元连接通路返回. 在返回过程中,修改各层神经元的连接权值. 这种过程不断迭代,直到误差达到允许的范围之内。

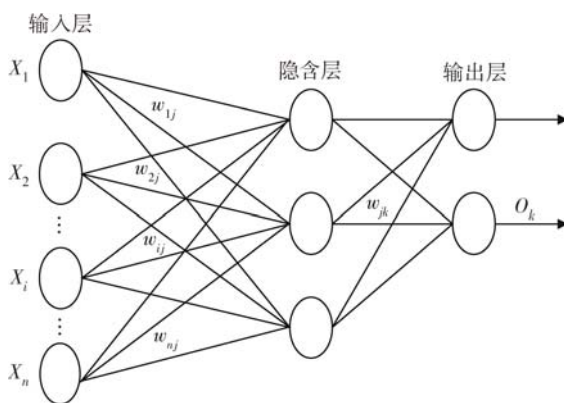


图 3 2 层 BP 模型

Fig. 3 2-layer BP model

BP 神经网络采用梯度下降法,按误差的负梯度来修改权值,使网络的误差平方和最小. 因此 BP 神经网络可以以任意精度逼近任意函数^[11-13].

以下是一组输入输出在一次迭代的计算过程^[11-15]. 设 I_j^m 为第 m 层结点 j 的输入, O_j^m 为第 m

层结点 j 的输出, w_{ij}^m 为第 m 层结点 i 连结第 $m+1$ 层结点 j 的权值, n_m 为 m 层神经元结点数, 则

$$I_j^m = \sum_{i=1}^{n_{m-1}} w_{ij}^{m-1} O_j^{m-1} \quad (3)$$

$$O_j^m = f(I_j^m) \quad (4)$$

式(4)中函数 f 要求在定义域中处处可导, 一般选用可微的 Sigmoid 型函数。

令 O_j^{*m} 表示第 m 层结点 j 的期望输出, 则该结点的误差定义为

$$E_j^m = \frac{1}{2} (O_j^{*m} - O_j^m)^2 \quad (5)$$

根据梯度下降法, 按误差的负梯度来修改权值. 权值的改变量如下:

$$\Delta w_{ij}^{m-1} = -\eta \frac{\partial E_j^m}{\partial w_{ij}^{m-1}} \quad (6)$$

式(6)中 η 为学习因子, 要求 $0 < \eta < 1$. 由式(3)~式(5)得

$$\frac{\partial E_j^m}{\partial w_{ij}^{m-1}} = \frac{\partial E_j^m}{\partial O_j^m} \frac{\partial O_j^m}{\partial I_j^m} \frac{\partial I_j^m}{\partial w_{ij}^{m-1}} = \frac{\partial E_j^m}{\partial O_j^m} f'(I_j^m) O_i^{m-1} \quad (7)$$

若网络第 m 层为输出层, 根据式(5)~式(7)可得权值改变量为

$$\Delta w_{ij}^{m-1} = \eta (O_j^{*m} - O_j^m) f'(I_j^m) O_i^{m-1} \quad (8)$$

若网络第 m 层不是输出层, 则第 m 层结点 j 的误差对结点 j 输出的变化率等于第 $m+1$ 层所有结点对其输出的变化率之和, 即

$$\frac{\partial E_j^m}{\partial O_j^m} = \sum_{t=1}^{n_{m+1}} \frac{\partial E_t^{m+1}}{\partial O_j^{m+1}} \quad (9)$$

由式(6)、式(7)、式(9)可得权值改变量为

$$\Delta w_{ij}^{m-1} = -\eta f'(I_j^m) \left[\sum_{t=1}^{n_{m+1}} \frac{\partial E_t^{m+1}}{\partial O_j^{m+1}} \right] O_i^{m-1} \quad (10)$$

新的网络权值为

$$w_{ij}^m = w_{ij}^{m-1} + \Delta w_{ij}^{m-1} \quad (11)$$

经过多次迭代, 直到全局误差在预设范围之内, 由此得到所需的 BP 模型. 对式(4)的 Sigmoid 型函数, 本文选用 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 作为隐藏层结点的处理函数。

4 计算结果及分析

通过对多个结构参数的调节试算研究表明: 减压器阻尼孔直径(d_{v3})、卸荷孔直径(d_{v4})、高压腔等效长度(L_1)、低压腔等效长度(L_2)、阀心质量(M_{vc})、膜片刚度(C_m)、弹性元件材料的阻尼系数(λ_s)等结构参数的变化都会影响减压器的动态

特性, 从而影响减压器的稳定性^[2-7]. 本文在此基础上, 利用 BP 模型研究这些结构参数变化, 尤其是多结构参数耦合变化下减压器的稳定性能。

本文的数据是利用基于文献[9-10]中建模方法的液体推进气路系统仿真软件得到. 仿真一个算例需要 40 h 左右(计算机配置: 1.8 GHz 英特尔双核, 2 G 内存), 而获取数值实验结果所需的算例规模较大, 为此设计了仿真算例的并行生成策略, 利用实验室上百台计算机, 并行生成仿真算例. 对得到的仿真算例, 自动将其导入数据库, 利用结构化查询语言编写的函数计算每个算例的稳定性指标值, 这样每一组结构参数对应一个稳定性指标值. 本文实际上是使用 BP 模型在结构参数与稳定性能之间挖掘知识模式。

BP 模型对仿真算例的结构参数与稳定性指标值进行学习, 得到预测模型(结构参数与稳定性指标的函数关系), 利用预测模型可以预测不同结构参数下的稳定性指标值, 从而得到结构参数与稳定性能之间的依赖关系。

减压器的结构参数变化范围选取在标准值的 0.1 倍与 10 倍之间. 仿真得到的算例情况如表 2 所示. 这里不难看出算例规模与参数的关系, 也就能理解并行计算对于结构参数模式发现的必要性了. 限于篇幅, 以下集中展示复杂的多结构参数变化的影响, 对简单的单参数情形只列出其中的 3 个结果图。

表 2 数值实验的算例规模

Table 2 Example scale of numerical experiment

变化参数	算例数	变化参数	算例数
M_{vc}	99	λ_s	78
d_{v3}	79	d_{v4}	74
L_2	79	C_m	90
L_1	104	L_2, M_{vc}	206
M_{vc}, λ_s	215	d_{v3}, λ_s	212
d_{v3}, L_2	213	C_m, d_{v3}	169
$d_{v3}, M_{vc}, \lambda_s$	1011		

4.1 单结构参数变化

图 4 是算例库中单结构参数与稳定性指标的对应关系. 图 5 是 BP 模型预测的单结构参数与稳定性指标的对应关系(5000 个预测点). 本文研究了 8 个不同结构参数变化下的稳定性情形, 限于篇幅, 以下只列出 3 个结果图。

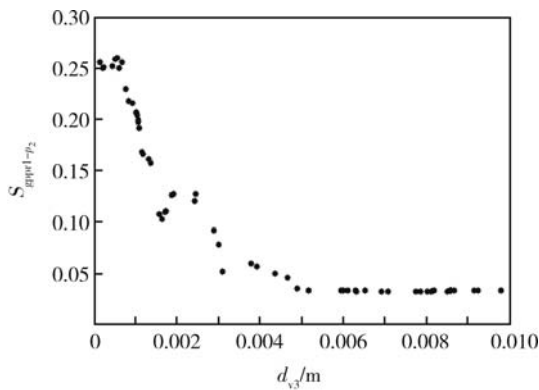
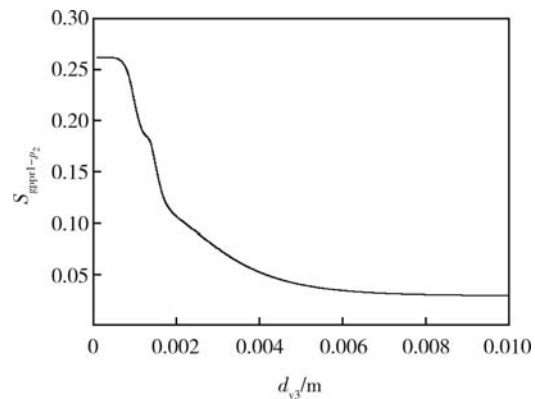
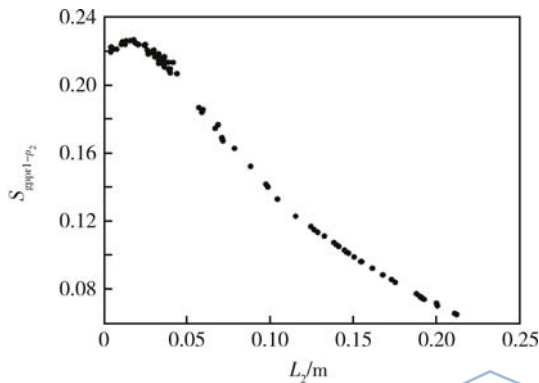
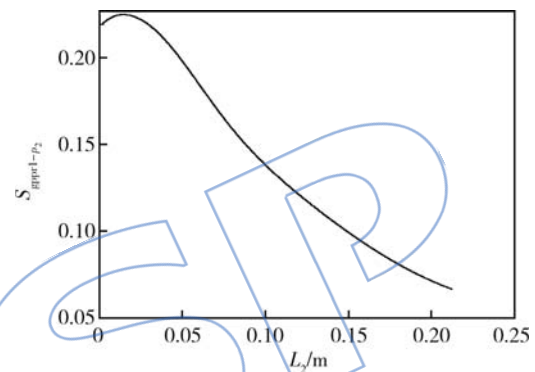
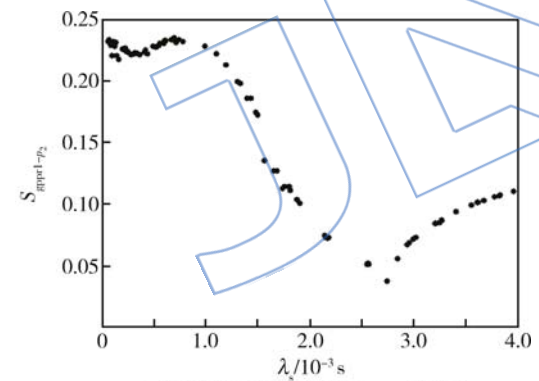
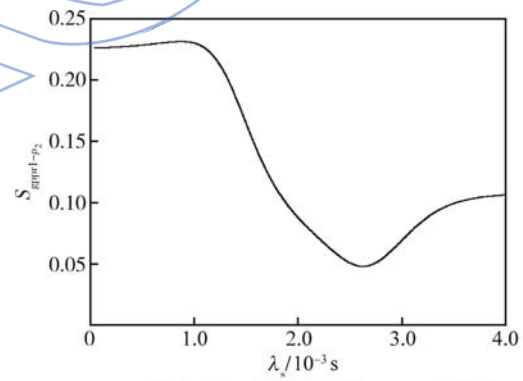
(a) 参数 d_{v3} 与稳定性指标 $S_{ggpe1-p2}$ 的关系(a) BP模型预测 d_{v3} 与稳定性指标 $S_{ggpe1-p2}$ 的关系(b) 参数 L_2 与稳定性指标 $S_{ggpe1-p2}$ 的关系(b) BP模型预测 L_2 与稳定性指标 $S_{ggpe1-p2}$ 的关系(c) 参数 λ_s 与稳定性指标 $S_{ggpe1-p2}$ 的关系(c) BP模型预测 λ_s 与稳定性指标 $S_{ggpe1-p2}$ 的关系

图 4 算例库中单结构参数与稳定性指标的对应关系

Fig. 4 Correspondence between single structure parameter and stability index in example library

从图 5(a)可以看出:当 d_{v3} 从 0 m 增大到 0.0005 m 时,稳定性指标值基本不变;从 0.0005 m 增大到 0.002 m 时,稳定性指标值快速变小;从 0.002 m 增大到 0.006 m 时,稳定性指标值继续减小,但减小速度较慢.从 0.006 m 之后,稳定性指标值趋于稳定.

从图 5(b)可以看出:当 L_2 从 0 m 增大到 0.02 m 时,稳定性指标值略微增大;从 0.02 m 之

图 5 BP 模型预测的单结构参数与稳定性指标的对应关系

Fig. 5 Correspondence between single structure parameter and stability index by prediction of BP model

后,稳定性指标值逐渐变小,即稳定性越来越好.

从图 5(c)可以看出:当 λ_s 从 0 s 增大到 0.001 s 时,稳定性指标值基本不变;从 0.001 s 增大到 0.0026 s 时,稳定性指标值快速下降;从 0.0026 s 增大到 0.004 s 时,稳定性指标值逐渐变大.

4.2 双结构参数变化

图 6 是算例库中双结构参数与稳定性指标的

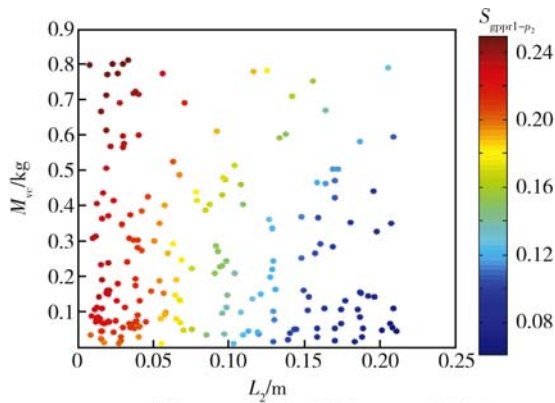
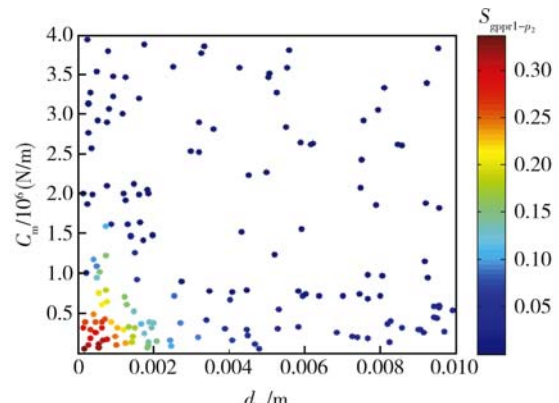
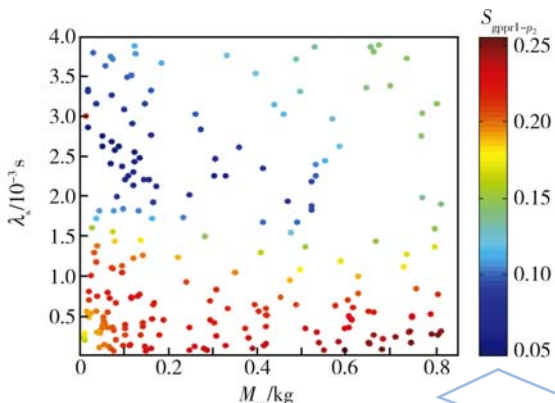
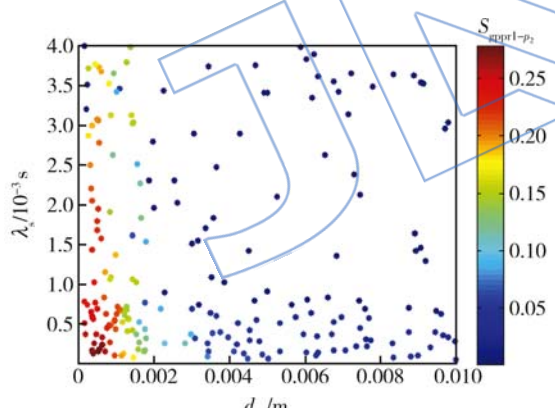
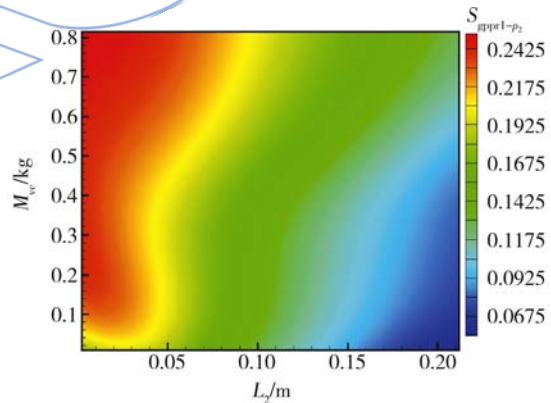
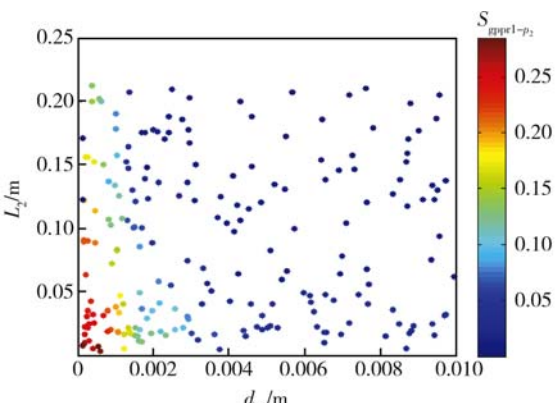
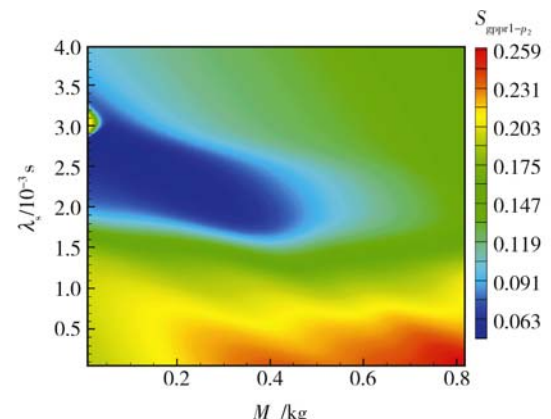
(a) 参数 L_2, M_{ve} 与稳定性指标 S 的关系(e) 参数 d_{v3}, C_m 与稳定性指标 S 的关系(b) 参数 M_{ve}, λ_s 与稳定性指标 S 的关系(c) 参数 d_{v3}, λ_s 与稳定性指标 S 的关系

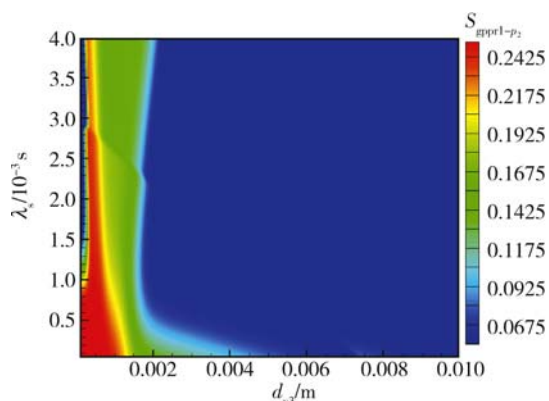
图6 算例库中双结构参数与稳定性指标的对应关系

Fig. 6 Correspondence between double structure parameters and stability index in example library

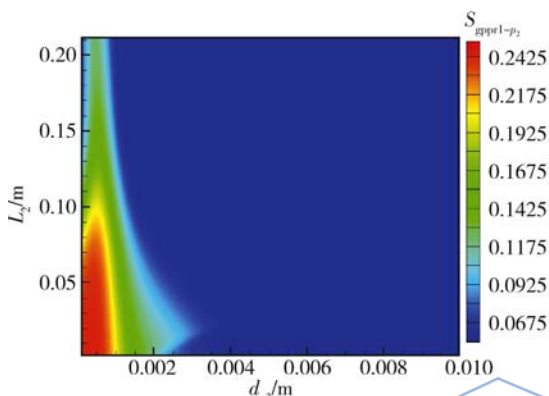
对应关系. 图7是BP模型预测的双结构参数与稳定性指标的对应关系(40 000个预测点). 图中蓝色表示稳定性指标值小, 红色表示稳定性指标值大.

从图7(a)可以看出: 在 L_2, M_{ve} 同时变化下, L_2 越大, 稳定性越好, M_{ve} 越大, 稳定性越差. L_2

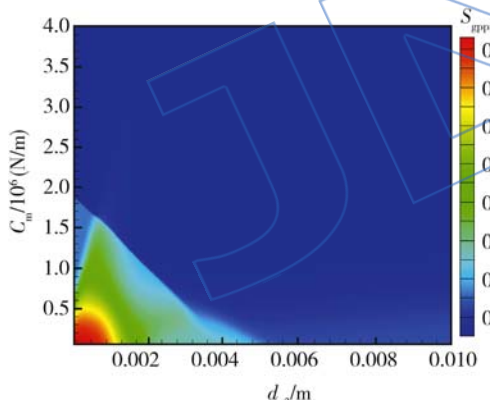
(a) BP模型预测 L_2, M_{ve} 与稳定性指标 S 的关系(d) 参数 d_{v3}, L_2 与稳定性指标 S 的关系(b) BP模型预测 M_{ve}, λ_s 与稳定性指标 S 的关系



(c) BP模型预测 d_{v3} , λ_s 与稳定性指标 $S_{\text{BP}1-P_2}$ 的关系



(d) BP模型预测 d_{v3} , L_2 与稳定性指标 $S_{\text{BP}1-P_2}$ 的关系



(e) BP模型预测 d_{v3} , C_m 与稳定性指标 $S_{\text{BP}1-P_2}$ 的关系

图7 BP模型预测的双结构参数与稳定性指标的对应关系

Fig. 7 Correspondence between double structure parameters and stability index by prediction of BP model

对稳定性的灵敏度要大于 M_{vc} . 图中蓝色的三角形区域为稳定性区域.

从图 7(b)可以看出:在 M_{vc} , λ_s 同时变化下, M_{vc} 越大,稳定性越差,随着 λ_s 增大,稳定性先增强后减弱. 图中蓝色的半椭圆形区域为稳定性区域.

从图 7(c)可以看出:在 d_{v3} , λ_s 同时变化下,随着 d_{v3} 增大,稳定性越来越好,到一定值后,减压

器能处于稳定状态. 随着 λ_s 的增大,稳定性也有所改善. 从图中可以看出,在 d_{v3} , λ_s 同时变化下, d_{v3} 对稳定性的灵敏度要大于 λ_s , 图中的蓝色四边形区域为稳定性区域.

从图 7(d)可以看出:在 d_{v3} , L_2 同时变化下,随着 d_{v3} 增大,稳定性越来越好,到一定值后,减压器能处于稳定状态. 随着 L_2 的增大,稳定性越来越好. 从图中可以看, d_{v3} 对稳定性的灵敏度要大于 L_2 . 图中的蓝色四边形区域为稳定性区域.

从图 7(e)可以看出:在 d_{v3} , C_m 同时变化下,随着 d_{v3} 增大,稳定性越来越好,到一定值后,减压器能处于稳定状态. 随着 C_m 增大,稳定性越来越好,到一定值后,减压器能处于稳定状态. d_{v3} , C_m 对稳定性都非常灵敏. 图中的蓝色梯形区域为稳定性区域.

4.3 三结构参数变化

图 8 是算例库中三结构参数与稳定性指标之间的对应关系. 图 9 是 BP 模型预测的三结构参数与稳定性指标的对应关系(1 000 000 个预测点). 图中蓝色表示稳定性指标值小,红色表示稳定性指标值大.

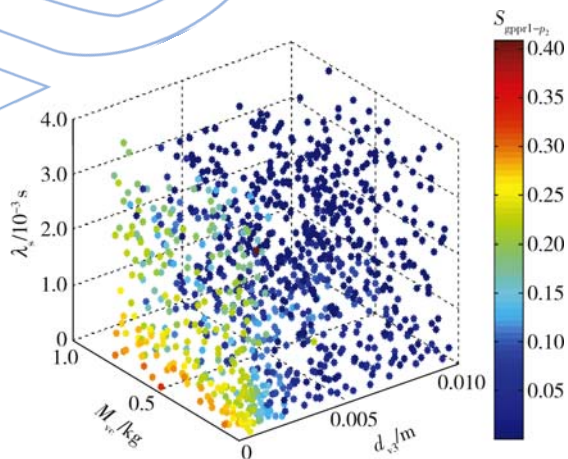


图8 算例库中三结构参数与稳定性指标值的变化关系

Fig. 8 Correspondence between three structure parameters and stability index in example library

从图 9 可以看出:在 d_{v3} , M_{vc} , λ_s 同时变化下,随着 d_{v3} 的增大,稳定性越来越好;随着 M_{vc} 的增大,稳定性变差;随着 λ_s 的增大,稳定性变好. 从图中可以看出,当 d_{v3} 增大到一定值后,不管 M_{vc} , λ_s 如何变化,稳定性都非常好. d_{v3} 对稳定性的灵敏度大于 M_{vc} , λ_s ; λ_s 对稳定性的灵敏度大于 M_{vc} . 图中的蓝色区域为稳定性区域.

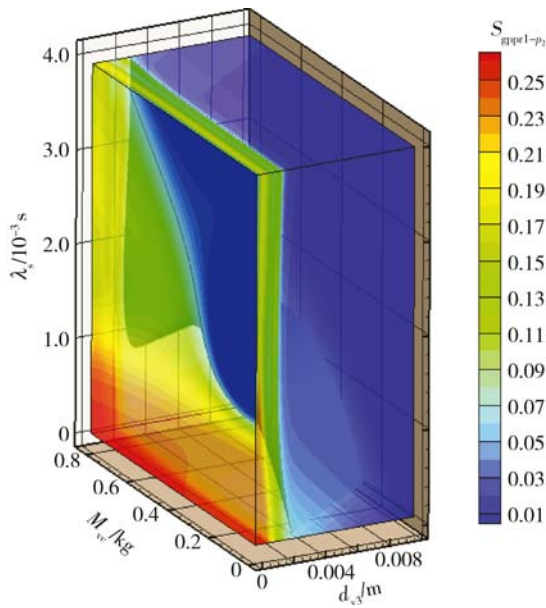


图9 BP模型预测的三结构参数与稳定性指标的对应关系

Fig. 9 Correspondence between three structure parameters and stability index by prediction of BP model

对于发现的与稳定性相关的知识模式,三结构参数以下情形可以直观采用图示,四结构参数以上则要需考虑其他的知识表达模式。

4.4 结果分析

从本文的数值实验结果可以看出:对于减压器,增大阻尼孔直径能有效提高减压器的稳定性,这与文献[4]的结论一致,而与文献[5-6]的结论有所不同。对于弹性元件材料的阻尼系数,本文得到的结论是:在一定范围(标准值的6.5倍)内,增大阻尼系数能提高减压器稳定性,超过此范围无此性质,而文献[2,5-6]的结论则是:阻尼系数越大,减压器越稳定。对于其他结构参数,减小阀心

质量、增大膜片刚度、增大低压腔有效长度都能提高减压器的稳定性,这与文献[2-7]的结论一致。

本文采用BP模型,对不同结构参数的大量算例进行分析,从数值实验结果可以看出:此方法对单参数情形能得到更全面的结果和结论。而对于以往分析方法不能胜任的多参数耦合变化情形,也能预测出其与稳定性之间的依赖关系。

5 误差分析

本文根据平均绝对误差公式(12)、平均相对误差公式(13)来衡量BP模型预测结果的准确程度。

$$E_{\text{abs}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|R_i - P_i|) \quad (12)$$

$$E_{\text{rel}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|R_i - P_i|/R_i) \quad (13)$$

其中 R_i, P_i 分别为第 i 算例的真实值和预测值。BP模型对算例库的稳定性情况学习之后,预测算例库之外的稳定性情况。本文对部分结构参数随机选取10个学习算例与10个非学习算例来进行误差分析,误差情况如表3所示。

从表3可以看出,非学习算例的平均相对误差接近学习算例的平均相对误差,即本文选用的BP模型没有出现拟合现象(模型对学习算例误差小,对非学习算例误差大);表3中各误差都较小,即本文选用的BP模型得到的是全局最优解,而非局部最优解。因此,本文选用的BP模型得到的数值实验结果是可靠的。

BP模型预测的准确程度与学习算例的规模有关,足够多的学习算例能得到更准确的预测模型。单结构参数的算例密度大大超过双结构参数的算例,从表3可以看出单结构参数的预测误差远小于双结构参数。BP模型的学习过程需要足够

表3 BP模型预测的误差

Table 3 Error of prediction by BP model

参数	学习算例的平均绝对误差	学习算例的平均相对误差	非学习算例的平均绝对误差	非学习算例的平均相对误差
d_{v3}	0.001248	0.007531	0.001648	0.008193
L_2	0.0015117	0.008319	0.001192	0.006851
L_2, M_{vc}	0.002301	0.017912	0.002741	0.020497
M_{vc}, λ_s	0.006181	0.040129	0.009745	0.045269
d_{v3}, λ_s	0.009756	0.055186	0.012383	0.063533

多的迭代次数,才能将误差控制在足够小的范围之内.对于多参数的复杂结构,通常需要几千万甚至几亿次迭代.对于串行的BP模型而言,需要漫长的时间来完成学习过程.因此在高维数据的情况下,需要采用并行的BP模型来减少学习时间.

6 结 论

本文采用BP神经网络模型来研究逆向卸荷膜片式减压器的结构参数与稳定性能之间的依赖关系,得到了多结构参数耦合变化与减压器稳定性能的依赖关系.对于单结构参数变化,本文的方法得到更全面的数值实验结果和结论.

数值实验结果及误差分析表明:本文提出的BP模型是准确的,没有出现拟合、局部最优的情况,其预测结果是可靠的,可为减压器的设计和系统分析提供决策支持.

本文建立的BP模型对不同类型的数据集具有通用性,可以用来研究其他部件的结构参数与性能指标的依赖关系.

参考文献:

- [1] 戴梧叶,马彬,张国舟,等.减压器特性实验研究[J].北京航空航天大学学报,1999,25(6):711-713.
DAI Wuye, MA Bin, ZHANG Guozhou, et al. The research of regulator feature by experiment[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1999, 25(6): 711-713. (in Chinese)
- [2] 陈阳,蔡国飙,张振鹏,等.双组元统一推进系统减压器稳性仿真[J].北京航空航天大学学报,2010,36(10):1135-1139.
CHEN Yang, CAI Guobiao, ZHANG Zhenpeng, et al. Numerical simulation on dynamic stability of pressure reducing regulator in integral bipropellant propulsion system[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 36(10): 1135-1139. (in Chinese)
- [3] Zafer N, Luecke G R. Stability of gas pressure regulators[J]. Applied Mathematical Modeling, 2008, 32(1): 61-82.
- [4] 郑赞韬,池元成,陈阳.基于均匀设计的粒子群优化在减压器优化设计中的应用[J].航空动力学报,2012,27(4):882-229.
ZHENG Yuntao, CHI Yuancheng, CHEN Yang. Particle swarm optimization of pressure reducing regulator based on uniform design[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(4): 882-229. (in Chinese)
- [5] 尤裕荣,曾维亮.逆向卸荷式气体减压阀的动态特性仿真[J].火箭推进,2006,32(3):24-30.
YOU Yurong, ZENG Weiliang. Simulation on reverse balanced pneumatic pressure reducing valve dynamic characteristic[J]. Journal of Rocket Propulsion, 2006, 32(3): 24-30. (in Chinese)
- [6] 尤裕荣,曾维亮.气体减压阀的稳定性分析[J].火箭推进,2009,35(5):34-38.
YOU Yurong, ZENG Weiliang. Analysis on pneumatic pressure reducing valve stability[J]. Journal of Rocket Propulsion, 2009, 35(5): 34-38. (in Chinese)
- [7] 陈晓琴.减压阀充填过程动态特性仿真[J].导弹与航天运载技术,2006(5):45-49.
CHEN Xiaoqin. Dynamic simulation of the pressure reducing valve in filling conditions[J]. Missile and Space Vehicle, 2006(5): 45-49. (in Chinese)
- [8] 赖林,李清廉,郑丽,等.大流量气体减压器振动问题研究[J].国防科技大学学报,2009,31(2):1-4.
LAI Lin, LI Qinglian, ZHENG Li, et al. Research of the vibration failure of the large flux PRV[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2009, 31(2): 1-4. (in Chinese)
- [9] 陈阳,高芳,张黎辉,等.减压器动态仿真的有限体积模型[J].推进技术,2006,27(1):9-14.
CHEN Yang, GAO Fang, ZHANG Lihui, et al. Finite volumemodel for numerical simulation on dynamic process of pressure reducing regulator[J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(1): 9-14. (in Chinese)
- [10] 陈阳,高芳,张振鹏,等.气动薄膜调节阀控制系统工作过程的动态仿真[J].火箭推进,2006,32(6):28-34.
CHEN Yang, GAO Fang, ZHANG Zhenpeng, et al. Dynamic simulation of working process for control system of a pneumatic diaphragm control valve[J]. Journal of Rocket Propulsion, 2006, 32(6): 28-34. (in Chinese)
- [11] 朱明.数据挖掘[M].2版.合肥:中国科学技术出版社,2008.
- [12] Han J, Kamber M. Data mining: concepts and techniques[M]. 2nd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2011.
- [13] Haykin S. Neural networks and learning machines[M]. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall, 2009.
- [14] Frasconi P, Gori M. Backpropagation for linearly separable patterns: a detailed analysis[C]//IEEE International Conference on Neural Networks. San Francisco, US: IEEE, 1993: 1818-1822.
- [15] Baldi P, Hornik K. Neural networks and principal component analysis: learning from examples without local minima[J]. Neural Networks, 1989, 2(1): 53-58.