

DOI: 10.7652/xjtuxb201606006

多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型

姜涛, 黄伟, 王安麟

(同济大学机械与能源工程学院, 201804, 上海)

摘要: 针对多路阀设计中阀芯节流槽结构的拓扑形态表达和其流固耦合响应的大组合、大自由度解析问题,提出多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型。在利用多路阀动态特性台架实验验证其三维流体解析结果的基础上,将节流槽拓扑结构分类为由半圆槽、U 型槽、圆孔等结构的参数化组合构成,通过正交实验法得到各参数组合条件下的多路阀三维流体解析响应,作为反向传播神经网络的训练样本,实现其节流槽拓扑结构组合的神经网络表达;采用进化神经网络优化训练过程的初始权重和阈值,优化后的神经网络能够对非训练样本集合的多路阀三维流体解析响应实现准确预测。研究结果表明,此模型为阀芯节流槽结构设计中拓扑形态表达提供了一种新的思路,对多路阀数字化设计具有实际意义。

关键词: 多路阀;节流槽;拓扑结构;神经网络;数字化设计

中图分类号: TH137.52 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2016)06-0036-06

A Neural Network Model for Spool Throttling Groove Topology Combination of Multi-Way Valves

JIANG Tao, HUANG Wei, WANG Anlin

(School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: A neural network model for the spool throttling groove topology combination of multi-way valves is proposed to deal with the problem that there exist various combinations of topological form expression of throttling groove structure on spool and huge degrees of freedom of analysis of fluid-structure coupling response in the design of multi-way valves. The throttling groove topological structures are classified into semicircle groove, U-shaped groove, round hole groove and so on, and form different parameterized combinations of these structures based on validation of analytical results in using the multi-way valve dynamic characteristic test. The orthogonal experiment method is used to obtain three-dimensional fluid analytical responses of the multi-way valve for each parameter combination, then these responses are used as training samples of a back propagation neural network to achieve the neural network expression of the throttling groove topology combination. The initial weights and threshold of training process are optimized by an evolutionary neural network to improve prediction accuracy of the model, so that accurate predictions for non-training samples are achieved. The results show that the proposed model provides a new idea for topological form expression in the design of spool throttling groove structures, and has practical significance for digital design of multi-way valves.

Keywords: multi-way valve; throttling groove; topology; neural network; digital design

多路阀是多联换向阀集成于一体的多功能换向阀,能够同时控制多个执行机构,实现复合动作,被广泛应用于挖掘机等工程机械。在开环液压挖掘机液压系统中,多路阀的换向性能与其内部结构紧密相关。近年来,越来越多的国内外学者利用三维流体解析,研究换向阀换向性能与其内部结构之间的关系,Amirant 等对液压滑阀内部结构及流场进行了研究^[1-3];方文敏等研究了换向阀阀芯节流槽拓扑结构对流量控制特性及液动力等方面的影响^[4-7]。基于多路阀阀芯节流槽结构的拓扑形态表达和其流固耦合响应的大组合、大自由度解析问题,许多研究都只是对单一的阀芯节流槽结构进行仿真对比并得出定性结论,无法系统性地给出阀芯节流槽拓扑结构组合与换向性能之间的关系。

针对上述的分析,本文的研究以某型多路阀回转联为例,提出多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型,建立多路阀回转联的三有限元模型来模拟其动态开启过程,以出口流量超调量作为评价指标。在利用多路阀动态特性台架实验验证其三维流体解析结果的基础上,将阀芯节流槽拓扑结构分类为由半圆槽、U 型槽、圆孔等结构的参数化组合构成,通过正交实验法得出各参数组合条件下的动态仿真方案,并将其动态仿真结果作为反向传播(back propagation, BP)神经网络的训练样本,实现其节流槽拓扑结构组合的神经网络表达。利用进化神经网络对训练过程的初始权重和阈值进行优化,以提高模型的预测精度与泛用性。多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型的建立,为阀芯节流槽结构设计中其拓扑形态表达提供了一种新的思路,对多路阀数字化设计具有实际意义。

1 换向阀动态响应的仿真与实验

1.1 回转联换向阀结构模型

开环液压挖掘机回转系统是由回转工作台、回转支撑结构、回转机构及回转液压系统组成,回转作业时,通过控制回转联换向阀的动作,决定回转方向及回转的动态特性。回转系统的稳定性与回转马达及液压零部件的寿命、操作者的舒适度和安全感有关^[8],在换向阀换向过程中,阀口节流槽的节流特性对回转作业的稳定性有很大影响,因此,合理地设计阀芯节流槽拓扑结构对回转作业的稳定性具有重大意义。

回转联换向阀的结构由阀体、阀芯、复位弹簧和节流槽拓扑结构组成,如图 1 所示,P 口为进油口,

A、B 口为工作口,T 口为回油口;在先导力和弹簧力的作用下,通过阀芯的移动,实现 P 口与 A 口或 B 口的连通,进而实现不同的回转作业。

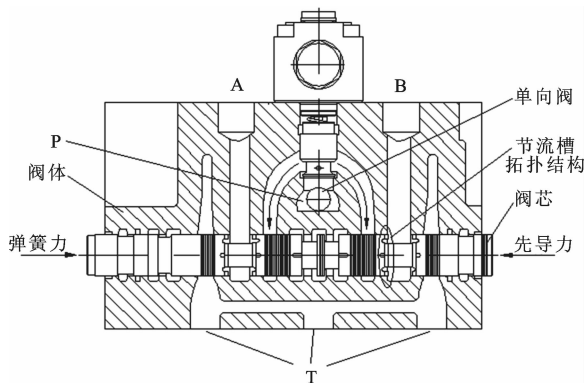


图 1 回转联换向阀结构图

1.2 换向阀动态响应的仿真模型

如图 2 所示,换向阀动态响应的仿真模型由阀芯和流体两部分组成,由于阀芯两边分布的节流槽拓扑结构相互对称,故本文以 P-B 通道为例进行仿真研究。动态仿真过程中阀芯不动,通过阀芯内腔中的流体运动来模拟换向阀的动态开启过程。图中箭头方向为油液流动方向。

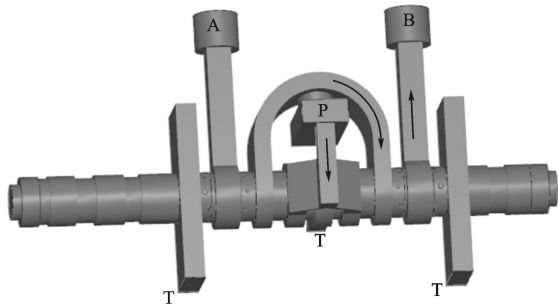


图 2 换向阀动态响应的仿真模型

流体的网格模型如图 3 所示,划分网格时只对流体进行操作。仿真模型相关参数的设置需与台架实验保持一致,对应的边界条件为:进口(即 P 口)设置流量值,出口(即 A 口与 B 口)设置压力值,阀芯左端设置弹簧力,弹簧刚度为 $117 \text{ kN} \cdot \text{m}^{-1}$,阀芯右端设置先导压力为 2 MPa ;对应的流体状态参数为:液压油动力黏度为 $0.036 \text{ Pa} \cdot \text{s}$,液压油密度为 $890 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$,体积模量为 700 MPa 。

1.3 实验与仿真的对比

为了验证三维流体解析结果的准确性,将同等条件下的实验结果与仿真结果进行对比。实验台架采用同济大学液压元器件动态特性综合实验台,主要由液压动力站、控制系统、阀实验台及被试多路阀组成。

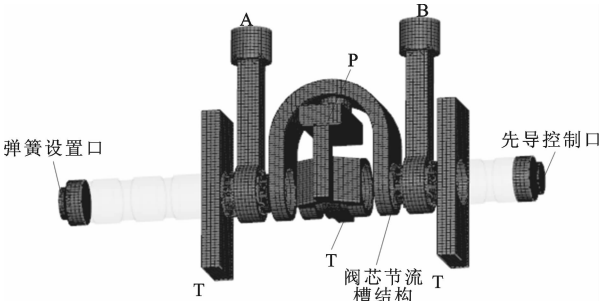


图 3 换向阀流体的网格模型

本文以多路阀回转联为例,在不同工况下,对回转联进行加载。实验结果与仿真结果的对比见表 1,可得实验结果与仿真结果的误差小于 5%。

表 1 不同工况下出口流量仿真结果与实验结果的对比

工 况	入口流量/ L · min ⁻¹	负载压力/ MPa	出口流量/L · min ⁻¹	
			仿真值	实验值
1	91.02	10	115.5	119.8
2	91.02	15	155.4	162.2
3	91.02	20	166.0	172.8
4	91.02	25	177.4	184.3
5	121.02	10	115.8	111.3
6	121.02	15	134.3	128.2
7	121.02	20	147.3	143.3
8	121.02	25	162.9	156.6
9	151.02	10	82.3	85.6
10	151.02	15	105.5	101.2
11	151.02	20	125.2	129.9
12	151.02	25	146.2	151.3

以表 1 中的工况 12 为例,分析对比仿真与实验过程中多路阀回转联出口流量的动态变化。

如图 4 所示,仿真出口流量与实验出口流量的变化趋势一致,由于实验过程中系统的泄漏,导致实验出口流量略小于仿真出口流量。

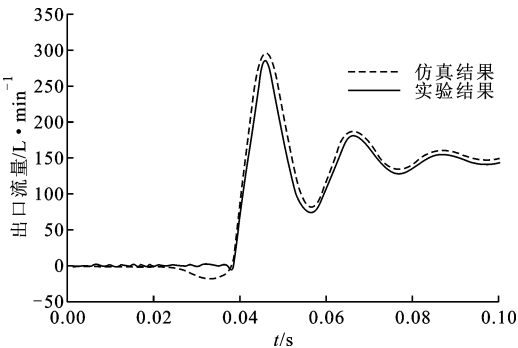


图 4 同一工况下出口流量仿真结果与实验结果的对比

综合以上仿真与实验的对比,验证了三维流体解析结果的准确性。

2 节流槽拓扑结构组合的参数化表达

2.1 节流槽的节流特性

换向阀在换向过程中,阀芯在轴向上受先导作用力、弹簧力、液动力(稳态液动力与瞬态液动力)、黏性阻尼力和惯性力,表达式为

$$x = f(F_c, F_t, F_f, F_v, F_m)$$
 (1)

式中: x 是阀芯运动位移; F_c 为先导作用力; F_t 为弹簧力; F_f 为液动力; F_v 为黏性阻尼力; F_m 为惯性力。

在一定的先导作用力和弹簧力作用下,换向阀阀芯在轴向上所受的液动力、黏性阻尼力、惯性力与换向阀入口流量 Q_i 、负载压力 P 、面积梯度 W 有关。结合式(1)可得

$$x = f(Q_i, P, W)$$
 (2)

在节流阶段,根据节流公式

$$Q_o = C_d A (\Delta P / \rho)^{1/2}$$
 (3)

式中: Q_o 为流量; C_d 为流量系数; $A = Wx$ 为过流面积; ΔP 为节流处进出口压差; ρ 为液压油密度。

节流槽结构一定的情况下,面积梯度 W 是关于阀芯运动位移的函数,其表达式为

$$W = \begin{cases} 0, & x \leq x_v \\ W(x), & x > x_v \end{cases}$$
 (4)

式中: $W(x)$ 为面积梯度函数; x_v 为节流口开始前的阀芯运动位移死区。

节流过程前后,出口流量从无到有,在达到稳定值前,存在最大值,因此流量超调量为

$$Q_M = Q_{\max} - Q_w$$
 (5)

式中: $Q_{\max}$ 为出口流量最大值; Q_w 为出口流量稳定值; Q_M 为出口流量超调量。

根据式(2)~式(5)可得

$$Q_M = g(P, Q_i, W)$$
 (6)

综上所述,在工况一定的条件下,换向阀阀芯节流槽的节流特性取决于面积梯度函数,而面积梯度函数由节流槽拓扑结构决定。

2.2 节流槽面积梯度函数的参数化表达

本文将节流槽拓扑结构主要分为常见的几种类型,即半圆槽、U 型槽和圆孔,通过确定不同节流槽拓扑结构的尺寸参数和坐标,实现节流槽面积梯度函数的参数化表达。在 3 种节流槽结构数目一定的情况下,如图 5 所示,以换向阀内腔垂直于阀芯轴线的一面作为参考面,3 种节流槽结构的组合可用 x_1 、 x_2 、 x_3 、 r_1 和 r_2 这 5 个参数表示。

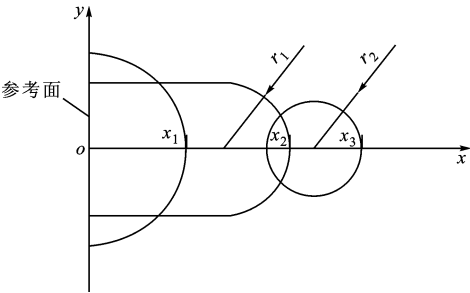


图 5 节流槽拓扑结构坐标图

面积梯度函数可由这 5 个参数所确定,其表达式为

$$W = W(x_1, x_2, x_3, r_1, r_2, x), \quad x > x_v \quad (7)$$

为了满足面积梯度函数的连续性,则必须满足

$$x_3 - x_2 < 2r_2 \quad (8)$$

参数 x_1 、 x_2 、 x_3 、 r_1 和 r_2 确定了面积梯度随阀芯运动位移 x 的变化规律。

根据式(6)、式(7)可得

$$Q_M = g(x_1, x_2, x_3, r_1, r_2, P, Q_i) \quad (9)$$

换向阀在换向过程中出口流量的超调量由入口流量 Q_i 、负载压力 P 和参数 x_1 、 x_2 、 x_3 、 r_1 、 r_2 所共同决定。

3 阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型的构建

神经网络是一种模拟人脑神经元活动过程的数学模型,适用于非线性复杂系统^[9],已广泛应用于诸多领域^[10-11]。本文以换向阀换向过程中出口流量超调量为评价指标,通过对换向阀阀芯节流槽拓扑结构组合的参数化表达,采用 BP 神经网络构建换向阀出口流量超调量与其阀芯节流槽拓扑结构、入口流量及出口压力之间的函数模型。

3.1 基于三维流体解析的神经网络训练样本

由于需要得到换向阀在不同阀芯节流槽拓扑结构下的出口流量超调量,考虑到较大的实验成本,在利用多路阀动态特性台架实验验证其三维流体解析结果的基础上,通过正交实验法设计动态仿真方案,采用三维流体解析获取 BP 神经网络的训练样本。

本文所采用的正交实验包含 5 个因素,即结构参数 x_1 、 x_2 、 x_3 、 r_1 和 r_2 ,以某型多路阀回转联阀芯拓扑结构为参照,设计每个因素的取值范围及水平值。

如表 2 所示,每一个因素在其取值范围内均匀地选取 4 个水平值,换向阀的入口流量及负载压力在规定的范围内也分别均匀选取 5 个水平值,即每一种节流槽拓扑结构组合对应 25 组动态仿真。

表 2 神经网络的训练样本

训练样本	x_1/mm	x_2/mm	x_3/mm	r_1/mm	r_2/mm
1	1.6	3.2	4.6	1.2	0.9
2	1.6	3.6	4.9	1.6	1.2
3	1.6	4.0	5.2	2.0	1.5
4	1.6	4.4	5.5	2.4	1.8
5	2.0	3.2	4.9	2.0	1.8
6	2.0	3.6	4.6	2.4	1.5
7	2.0	4.0	5.5	1.2	1.2
8	2.0	4.4	5.2	1.6	0.9
9	2.4	3.2	5.2	2.4	1.2
10	2.4	3.6	5.5	2.0	0.9
11	2.4	4.0	4.6	1.6	1.8
12	2.4	4.4	4.9	1.2	1.5
13	2.8	3.2	5.5	1.6	1.5
14	2.8	3.6	5.2	1.2	1.8
15	2.8	4.0	4.9	2.4	0.9
16	2.8	4.4	4.6	2.0	1.2

3.2 阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型的结构

阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型的构建,相当于建立换向阀出口流量超调量与节流槽拓扑结构组合的表达参数、入口流量及负载压力之间的函数关系,即建立式(9)所对应的函数模型。

本文采用 3 层 BP 神经网络,输入变量为 7 个,分别为 x_1 、 x_2 、 x_3 、 r_1 、 r_2 、 P 和 Q_i ;输出变量为 1 个,即网络输出的流量超调量 Q_M^N ;目标变量为 1 个,即仿真输出的流量超调量 Q_M^S 。因此,输入层节点数 n_i 为 7,输出层节点数 n_o 为 1,其网络结构如图 6 所示。

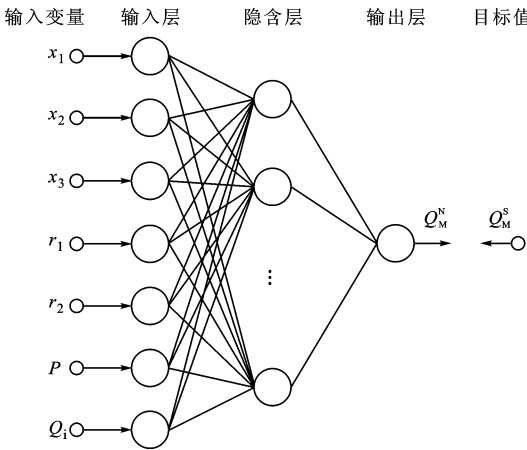


图 6 阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络结构图

隐含层的节点数 n_h 需要根据已有经验及反复尝试获得,根据经验公式

$$n_h = 2n_i + 1 \tag{10}$$

故隐含层节点数范围为 5~30,经过反复仿真对比,确定隐含层节点数取为 25。

3.3 基于遗传算法的进化神经网络模型的预测

由于换向阀换向性能与其阀芯节流槽拓扑结构之间的关系过于复杂,以及 BP 神经网络的网络性能受初始权重和阈值的影响较大,因此在 BP 神经网络模型的基础上,采用遗传算法构建进化神经网络^[12-13]优化其训练过程的初始权重和阈值,以提高模型的预测精度。

遗传算法优化神经网络的流程如图 7 所示,遗传算法采用实数编码方式,网络的输入层有 7 个节点,输出层有 1 个节点,隐含层有 25 个节点,故共有 $7 \times 25 + 25 \times 1 = 200$ 个权重, $25 + 1 = 26$ 个阈值,所以遗传算法个体的编码长度为 $200 + 26 = 226$ 。将网络训练数据预测误差的绝对值之和作为个体适应度值,选择操作采用轮盘赌法,遗传算法的种群规模为 60,进化代数为 100,交叉概率为 0.5,变异概率为 0.1,神经网络的训练次数为 1×10^3 ,优化得最优的网络初始权重和阈值。

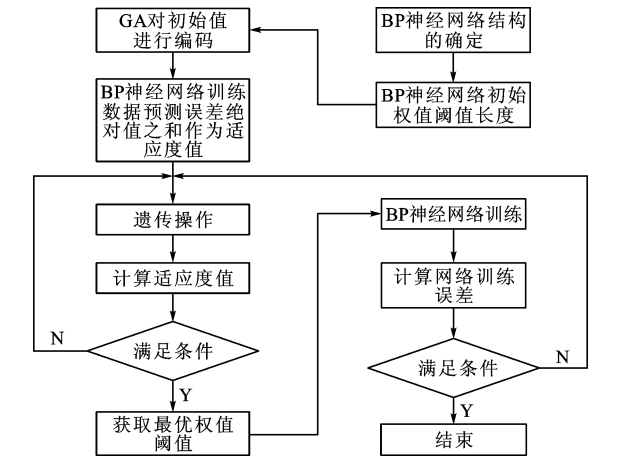


图 7 遗传算法优化神经网络的流程图

阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型建立之后,以测试样本数据验证预测模型的准确性。如表 3 所示,参数 x_1 、 x_2 、 x_3 、 r_1 和 r_2 分别在其取值范围内选取水平值,以构造 2 种节流槽拓扑结构组合;入口流量及负载压力也分别在其取值范围内均匀地取 5 个值。通过动态仿真可得神经网络模型的测试样本,测试样本共有 50 组测试数据。

采用遗传算法优化前后的 BP 神经网络模型,分别对测试样本进行预测,将预测结果与仿真结果

对比,如图 8、9 所示。

表 3 神经网络的测试样本

测试样本	x_1/mm	x_2/mm	x_3/mm	r_1/mm	r_2/mm
1	2.2	3.8	5.0	1.8	1.4
2	1.8	3.5	5.3	2.2	1.6

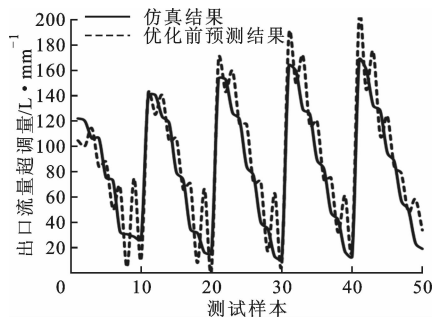


图 8 优化前预测结果与仿真结果对比

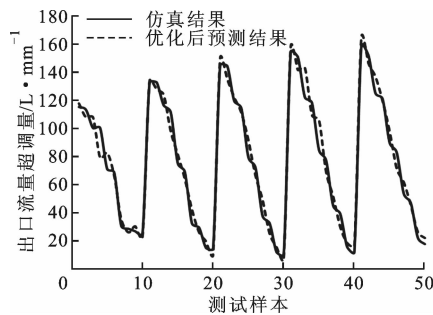


图 9 优化后预测结果与仿真结果对比

优化前后,神经网络的预测结果与仿真结果的相对误差对比如图 10 所示,采用遗传算法优化神经网络,提高了网络模型的预测精度。

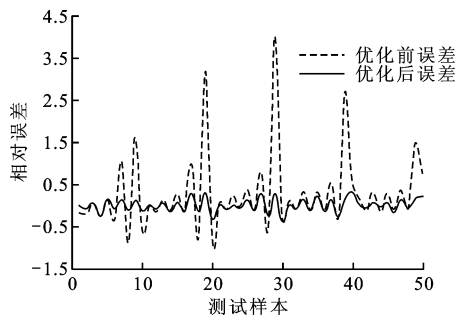


图 10 优化前后预测结果与仿真结果相对误差对比

4 结 论

为解决多路阀设计中阀芯节流槽结构的拓扑形态表达和其流固耦合响应的大组合、大自由度解析问题,提出多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型。

(1)本文采用多路阀回转联动态仿真模型进行

研究,并以可模拟实际工况的液压元器件动态特性综合实验台在回转工况下的实验数据作为对比,验证了多路阀三维流体解析响应作为BP神经网络的训练样本的合理性。

(2)将阀芯节流槽拓扑结构分类为由半圆槽、U型槽、圆孔等结构的参数化组合构成,通过正交实验法得到各参数组合条件下的多路阀三维流体解析响应,作为反向传播神经网络的训练样本,构建多路阀阀芯节流槽拓扑结构组合的神经网络模型。

(3)采用遗传算法优化神经网络的初始权重和阈值,提高了模型的预测精度,此模型的提出为阀芯节流槽结构设计中其拓扑形态表达提供了一种新的思路,对多路阀数字化设计具有实际意义。

参考文献:

- [1] AMIRANTE R, DEL VESCOVO G, LIPPOLOS A. Flow forces analysis of an open center hydraulic directional control valve sliding spool [J]. *Energy Conversion and Management*, 2006, 47(1): 114-131.
- [2] DASGUPTA K, WATTON J. Dynamic analysis of proportional solenoid controlled piloted relief valve by bondgraph [J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2005, 13(13): 21-38.
- [3] GUILLERMO P S. Three-dimensional modeling and geometrical influence on the hydraulic performance of a control valve [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2008, 130(1): 151-163.
- [4] 方文敏,成琳琳,傅新,等.带U形节流槽的滑阀稳态液动力研究[J].*浙江大学学报:工学版*,2010,44(3):574-580.
FANG Wenmin, CHENG Linlin, FU Xin, et al. Investigation on steady-state flow force of spool valve with U-grooves [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2010, 44(3): 574-580.
- [5] 冀宏,王东升,刘小平,等.滑阀节流槽阀口的流量控制特性[J].*农业机械学报*,2009,40(1):198-202.
JI Hong, WANG Dongsheng, LIU Xiaoping, et al. Flow control characteristic of the orifice in spool valve with notches [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(1): 198-202.
- [6] 王安麟,吴小锋,周成林,等.基于CFD的液压滑阀多学科优化设计[J].*上海交通大学学报*,2010,44

(12): 1767-1772.

WANG Anlin, WU Xiaofeng, ZHOU Chenglin, et al. Multidisciplinary optimization of a hydraulic slide valve based on CFD [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2010, 44(12): 1767-1772.

- [7] 孙泽刚,肖世德,王德华,等.多路阀双U型节流槽结构对气穴的影响及优化[J].*华中科技大学学报:自然科学版*,2015,43(4):38-43.
SUN Zegang, XIAO Shide, WANG Dehua, et al. Impaction and optimization of double U-throttle groove structure of multi-way valve on cavitation [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2015, 43(4): 38-43.
- [8] 刘锋.中型液压挖掘机回转系统工作性能的研究[D].长沙:中南大学,2011:3-10.
- [9] 高隼.人工神经网络原理及仿真实例[M].北京:机械工业出版社,2007:1-10.
- [10] 王吉权,王福林,邱立春.基于BP神经网络的农机总动力预测[J].*农业机械学报*,2011,42(12):121-126.
WANG Jiquan, WANG Fulin, QIU Lichun. Prediction of total power in agriculture machinery based on BP neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(12): 121-126.
- [11] 贾振元,马建伟,刘巍,等.多几何要素影响下液压阀件特性的混合神经网络预测模型[J].*机械工程学报*,2010,46(2):126-131.
JIA Zhenyuan, MA Jianwei, LIU Wei, et al. Hybrid neural network prediction model of hydraulic valve characteristics under the affection of multiple geometric factors effected [J]. *Journey of Mechanical Engineering*, 2010, 46(2): 126-131.
- [12] MOMENI E, NAZIR R, ARMAGHANI D J, et al. Prediction of pile bearing capacity using a hybrid genetic algorithm-based ANN [J]. *Measurement*, 2014, 57(11): 122-131.
- [13] MELIH I. ANN and ANFIS performance prediction models for hydraulic impact hammers [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2012, 27(1): 23-29.

(编辑 武红江)