

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2025.201

引用格式:刘宇超,张宇效,邹俊辉,等.基于机器学习的轴向柱塞泵效率计算方法[J].重庆大学学报,2025,48(5):91-104.



## 基于机器学习的轴向柱塞泵效率计算方法

刘宇超<sup>1</sup>,张宇效<sup>2</sup>,邹俊辉<sup>2</sup>,郭燕<sup>1</sup>,贺旖琳<sup>3</sup>,习毅<sup>1</sup>

(1. 湖南科技大学机电工程学院,湖南湘潭 411201; 2. 湖南星邦智能装备股份有限公司,长沙 410600;  
3. 复杂环境特种机器人控制技术与装备湖南省工程研究中心,湖南湘潭 411104)

**摘要:**针对不同工况下轴向柱塞泵效率理论计算公式和实验结果误差较大的问题,提出了基于机器学习的泵效率计算方法。建立了基于轴向柱塞泵效率的非线性回归模型,通过显著性检验验证了回归模型的有效性;设计了一套基于BP神经网络的柱塞泵效率预测模型,基于实验数据对预测模型进行了训练与验证;分别评估了2个模型的预测精度。结果表明:在变压力、变转速及变流量工况下,相较于现有柱塞泵效率的理论计算公式,所建立的非线性回归模型和BP神经网络模型均能显著提高柱塞泵效率的预测精度,2种方法的效率平均相对误差分别从8.89%减少到1.4%和0.62%。

**关键词:**泵效率;轴向柱塞泵;回归分析;BP神经网络

中图分类号:TH137.51

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2025)05-091-14

## A calculation method for axial piston pump efficiency based on machine learning

LIU Yuchao<sup>1</sup>, ZHANG Yuxiao<sup>2</sup>, ZOU Junhui<sup>2</sup>, GUO Yan<sup>1</sup>, HE Yilin<sup>3</sup>, XI Yi<sup>1</sup>

(1. College of Electrical and Mechanical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, P. R. China; 2. Hunan Xingbang Intelligent Equipment Co., Ltd., Changsha 410600, P. R. China;  
3. Hunan Engineering Research Center for Complex Environment Special Robot Control Technology and Equipment, Xiangtan, Hunan 411104, P. R. China)

**Abstract:** To address the significant discrepancies between theoretical formulas and experimental results for axial piston pump efficiency under different working conditions, a machine learning-based efficiency calculation method is proposed. First, a nonlinear regression model for axial piston pump efficiency is established, and its validity is verified by significance testing. Subsequently, a predictive model based on a BP neural network is designed, trained and verified using experimental data. Finally, the prediction accuracies of both models are evaluated. The results show that, compared with the existing theoretical formulas under conditions of variable

收稿日期:2024-07-28 网络出版日期:2025-02-26

基金项目:湖南省教育厅资助项目(23B0496);国家博士后基金资助项目(2023M731822);湖南省研究生科研创新项目(CX20240869)。

Supported by Project of Hunan Provincial Education Department (23B0496), National Postdoctoral Fund (2023M731822), and Hunan Provincial Graduate Student Research Innovation Program (CX20240869)。

作者简介:刘宇超(2000—),男,硕士研究生,主要从事机电液一体化研究,(E-mail)2462076630@qq.com。

通信作者:习毅,男,副教授,硕士生导师,(E-mail)xiyi1235@163.com。

pressure, speed, and flow rate, both the nonlinear regression model and the BP neural network model significantly improve the prediction accuracy. Specifically, the average relative errors is reduced from 8.89% to 1.4% and 0.62%, respectively.

**Keywords:** pump efficiency; axial piston pump; regression analysis; BP neural network

随着全球能源问题日益突出和环境保护意识的增强,中国已经将碳达峰、碳中和纳入经济社会发展的全局中,力争2030年在重点耗能行业能源利用效率达到国际先进水平,在2060年能源利用效率达到国际先进水平<sup>[1]</sup>。液压传动系统由于其高能耗的特点,提高系统效率已成为必然的趋势,柱塞泵作为液压传动系统中一种主要的能量转换装置,因其结构紧凑、流量调节方便等优点,已被广泛地应用于工程机械、海洋装备、冶金等多个领域的液压相关装备中。对柱塞泵的效率特性研究,成为了液压系统节能设计的重要组成部分<sup>[2]</sup>。

对柱塞泵的效率特性研究主要集中在物理模型和数值模型2个方面。

1)物理模型:对物理模型的研究是运用理论分析、数值模拟和实验研究等手段,针对泵的内部结构、流体动力学特性、材料选择、密封设计、润滑系统、驱动系统等方面进行系统优化,以达到提高泵的效率 and 性能的目的。Haidak等<sup>[3]</sup>分析了润滑油的摩擦学和热交换特性对柱塞与缸套之间固流结构变形的影响,并计算了各工况下的摩擦和泄漏损失,结果表明采用吸热能力强、变形小的新材料会减少柱塞泵的摩擦和泄漏损失,提高泵的效率;Shorbagy等<sup>[4]</sup>搭建一种新型的测试平台来测量和控制滑靴/斜盘接口、缸体/活塞接口、缸体/阀板接口之间的间隙高度及温度场,并分析了间隙高度及表面缸体温度对泵效率的影响;梁瑛娜等<sup>[5]</sup>在对某型号轴向柱塞泵的实验中发现,非光滑表面滑靴副由于其表面凹坑可以产生动压润滑效应并具有容屑能力,从而有助于提高泵的效率;Huang等<sup>[6]</sup>提出了一种包含滑动摩擦副的二维平衡力柱塞泵,用来提高泵的转速,从而使泵的容积效率增大。

2)数值模型:对数值模型的研究是指采用参数模拟、函数拟合和误差分析等手段来优化柱塞泵的理论数学模型,使理论数学模型的预测数值在不同转速、不同压力、不同流量等参数下全面逼近实验数据,提高泵效率的预测精度。柱塞泵效率数值模型的优化对液压系统的节能研究具有重大意义,图1为柱塞泵效率的无因次特性曲线<sup>[7]</sup>,显示了量纲 $p/\nu\rho n$ ( $\nu$ 、 $\rho$ 分别为油液的运动黏度和密度)与泵效率之间的关系。从图可以看出,机械效率 $\eta_m$ 与压力 $p$ 正相关,与油液的运动黏度 $\nu$ 、密度 $\rho$ 和泵转速 $n$ 负相关,而容积效率 $\eta_v$ 的变化趋势截然相反,这就导致了柱塞泵总效率 $\eta$ 在机械效率 $\eta_m$ 和容积效率 $\eta_v$ 的作用下呈现抛物线形状,且存在极大值,通过数值模型来搜索柱塞泵总效率的极大值点也成为了现阶段液压系统节能研究的重要部分。

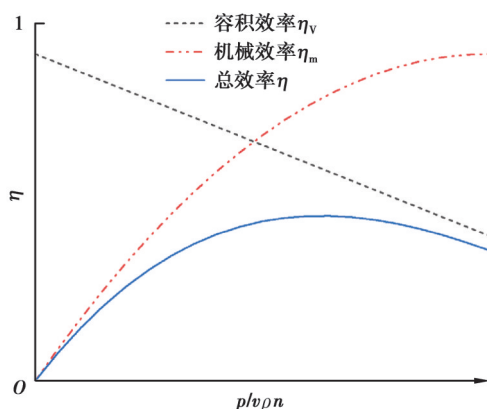


图1 柱塞泵效率无因次特性曲线图

Fig. 1 Plunger pump efficiency factorless characteristic curves

近年来,在柱塞泵数值模型的优化上有许多研究进展。田晴晴等<sup>[8]</sup>针对现有的轴向柱塞泵总效率计算模型精度较差的问题,利用一种定常能量损失因子的优化方法,优化后模型的效率预测最大相对误差仅为4.8%;Xu等<sup>[9]</sup>提出了一种新的显式体积损失模型来研究轴向柱塞泵的效率;许睿等<sup>[10]</sup>提出一种基于力学正反问题的柱塞泵效率特性半经验参数化建模方法,显著提高了模型的精度。

以上研究虽然对柱塞泵效率的数值模型进行了优化,但是难以保证全工况下模型的预测精度,且优化后的预测精度不能满足电液系统节能设计中高精度泵效率预测的要求。文中开展了基于机器学习的柱塞泵效率研究,对轴向柱塞泵效率数学模型进行了理论推导,以国内某知名品牌28 mL/r排量的斜盘式轴向柱塞泵为例进行了实验验证,发现现有的数学模型预测值与实验数据差距较大,工程适应性不强。为了解决以上问题,建立了三元非线性泵效率的回归模型,通过显著性检验验证了回归模型对实验数据的拟合效果;建立了BP神经网络的泵效率预测模型,并基于实验数据对预测模型进行了训练与验证;对比分析了这2种模型的拟合效果和预测精度,为机器学习在泵效率预测上的应用提供了依据,也为电液系统的节能控制策略优化提供了参考。

## 1 轴向柱塞泵效率特性

### 1.1 损耗来源

轴向柱塞泵的主要损失来源来自滑靴/斜盘、缸体/柱塞、缸体/配流盘三大润滑界面,润滑界面图如图2所示。在泵工作中,滑靴需要沿斜盘相对滑动,柱塞在缸体中来回反复运动,缸体和配流盘之间存在相对转动,这些部件的设计需要非常精细,既要维持润滑界面的密封性能,防止内部和外部的流量泄漏,又要保证润滑界面上的油膜的厚度和质量,轴向柱塞泵中流量的泄漏确定了泵的容积效率,润滑过程中旋转部件的滑动摩擦和惯性负荷确定了泵的机械效率<sup>[11]</sup>。

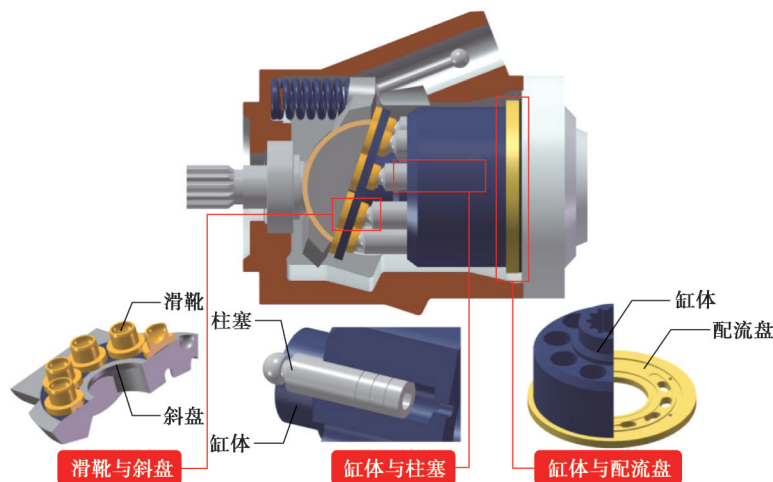


图2 轴向柱塞泵的润滑界面图

Fig. 2 Lubrication interface for axial piston pumps

### 1.2 现有效率计算方法

泵的功率损失可以分为容积损失和机械损失2部分。容积损失主要原因是内泄漏及气穴等,导致液压泵实际输出的流量 $q$ 小于泵的理论流量 $q_i$ ,泵的容积效率为

$$\eta_v = \frac{q}{q_i} = 1 - \frac{\Delta q}{q_i} \quad (1)$$

机械损失是指在泵的运行中,因摩擦而导致的转矩的损失,驱动泵的转矩始终大于其理论转矩。机械效率可以表示为

$$\eta_m = \frac{T_t}{T} = \frac{1}{1 + \frac{\Delta T}{T_t}} \quad (2)$$

目前已有众多学者对柱塞泵效率公式展开了细化研究,使用最广泛的变排量轴向柱塞泵的理论效率公式<sup>[12-13]</sup>为

$$\eta_v = 1 - C_s \left( \frac{60\Delta P}{\mu n} \right) \left( \frac{1}{\beta} \right), \quad (3)$$

$$\eta_m = \left[ 1 + C_v \left( \frac{\mu n}{60\Delta P} \right) \left( \frac{1}{\beta} \right) + C_f \left( \frac{1}{\beta} \right) + \frac{2\pi T_s}{\Delta P V_t^{\max}} \left( \frac{1}{\beta} \right) \right]^{-1}, \quad (4)$$

式中: $C_s$ 指液体的液体泄漏系数; $C_v$ 指层流的沿程阻力系数; $C_f$ 指摩擦阻力系数; $T_s$ 指与系统压力、转速等参数无关的扭矩损失; $\mu$ 指液压油动力黏度; $\beta$ 指排量比( $\beta = V_t/V_t^{\max}$ ), $V_t^{\max}$ 为泵全排量; $\Delta P$ 指泵的进出口压差。

变排量轴向柱塞泵效率可以表示为

$$\eta_t = \eta_v \times \eta_m = \frac{E}{F + Gn + Hn^2}, \quad (5)$$

式中:

$$E = 60(\mu q - 60C_s \Delta P V_t^{\max}) \Delta P,$$

$$F = 60\mu \Delta P q,$$

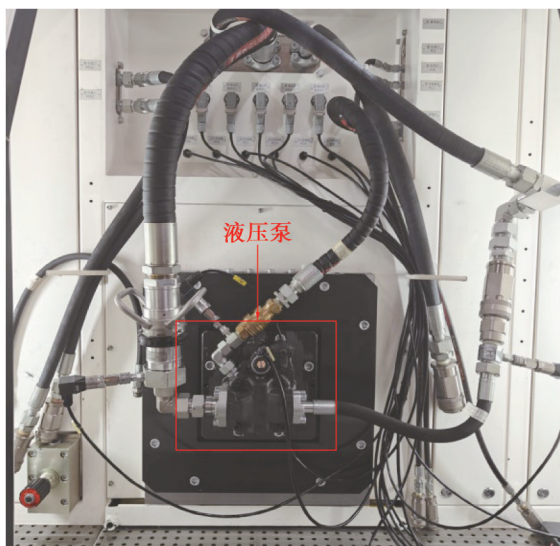
$$G = (60\Delta P C_f V_t^{\max} + 120\pi T_s) \mu,$$

$$H = \mu^2 C_v V_t^{\max},$$

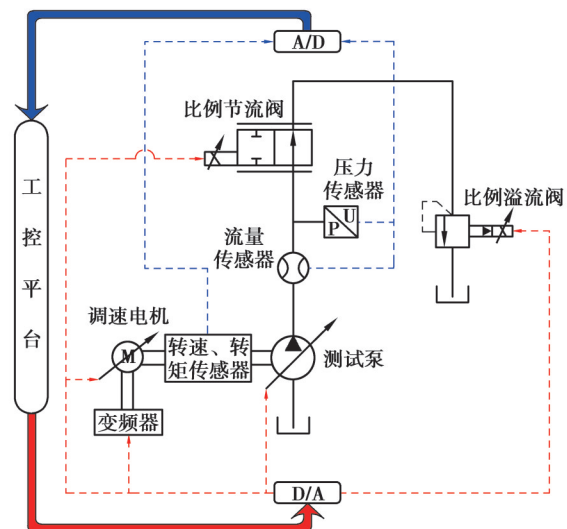
式中, $q$ 为泵的流量, $q = nV_t$ 。

### 1.3 泵效率实验

为了验证现有泵效率计算方法的精确性,文中开展了全工况下的泵效率实验<sup>[14]</sup>研究,图3为轴向柱塞泵实验平台图。测试泵及实验工况相关参数如表1所示。实验泵选用国内某知名品牌28 mL/r排量的斜盘式轴向柱塞泵,分别测试了不同转速、压力和流量下的泵效率,实验数据采集点如下:转速取值范围为800~3 000 r/min,增量为100 r/min;压力取值范围为3~21 MPa,增量为2 MPa;流量取值范围为3~55 L/min,从5 L/min开始设置增量为5 L/min。总共获得了约2 250个工况点(不同压力、流量及转速)的实验结果。



(a) 实物图



(b) 实验平台原理图

图3 轴向柱塞泵实验平台

Fig. 3 Experimental platform for axial piston pumps



表1 测试泵及实验工况相关参数

Table 1 Parameters of test pumps and experimental conditions

泵结构形式	变量方式	测试泵参数			实验工况		
		理论排量/ (mL·r <sup>-1</sup> )	额定转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	额定压力/ MPa	实验转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	实验压力/ MPa	实验流量/ (L·min <sup>-1</sup> )
斜盘式轴向 柱塞泵	电液 比例	28	3 000	25	800~3 000	3~21	3~55

在泵的出口处装有流量传感器和压力传感器,泵与电机的连接处装有转速、转矩传感器,所有传感器采集的数据都会传输到工控平台上,同时也可以通过工控平台来集中调控泵的转速、压力及流量,泵实验工控平台如图4所示。

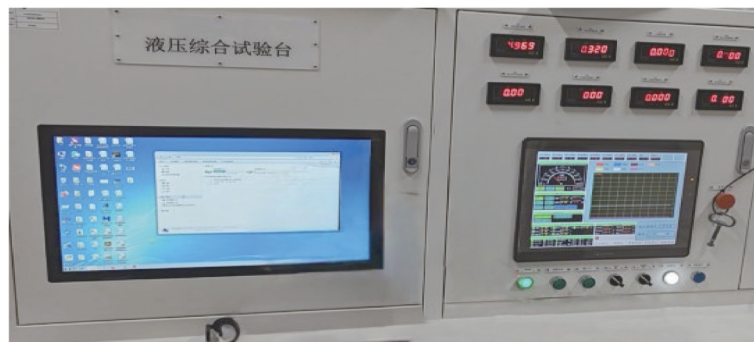


图4 泵实验工控平台

Fig. 4 Pump experiment industrial control platform

实验对象为电液比例变量泵,通过调节输入电流值来控制泵的输出排量;采用电机驱动电液比例变量泵,通过变频器调节电机的转速,进而控制泵的转速;通过调节比例溢流阀来改变泵出口的压力;当泵的转速不变时,通过改变泵的排量可以精准地控制泵出口的流量。

泵效率实验的具体步骤为:

- 1) 打开电源,启动实验系统;
- 2) 控制泵的转速为 800 r/min,调节电液比例的排量为 3.75 mL/r,使其流量为 3 L/min;
- 3) 调节泵出口电液比例溢流阀的出口压力,使其压力逐渐上升至 21 MPa;
- 4) 逐渐增大排量,将泵出口流量从 3 L/min 调节至 55 L/min,并重复步骤 3;
- 5) 逐渐增大转速,将转速从 800 r/min 调节至 3 000 r/min,并重复步骤 3 和 4。

基于所测得的实验数据绘制出了泵效率随泵出口压力  $P$ 、电机转速  $n$ 、泵出口流量  $q$  变化的动态三维图,如图 5~7 所示。

图 5 反应了相同转速下压力和流量对泵效率的影响:在转速不变的情况下,压力升高泵效率增大,流量增大泵效率增大。并随着流量的增大,压力对泵效率的影响逐渐减小,在 45 L/min 到 55 L/min 时,压力从 3 MPa 到 21 MPa,泵效率的变化  $< 3\%$ 。图 6 反应了相同流量下转速和压力对泵效率的影响:在流量不变的情况下,压力升高泵效率增大,转速增大泵效率减小。并随着泵的压力越大,转速对泵效率的影响逐渐减小,特别是大流量、大压力的工况下,转速 800 r/min 到 3 000 r/min,泵效率的变化  $< 4\%$ 。图 7 反应了相同压力下转速和流量对泵效率的影响:在压力不变的情况下,转速升高泵效率减小,流量增大泵效率增大。并随着流量的增大,转速对泵效率的影响逐渐减小。当流量  $> 55$  L/min 时,转速 2 000 r/min 到 3 000 r/min,泵效率的变化  $< 3\%$ 。

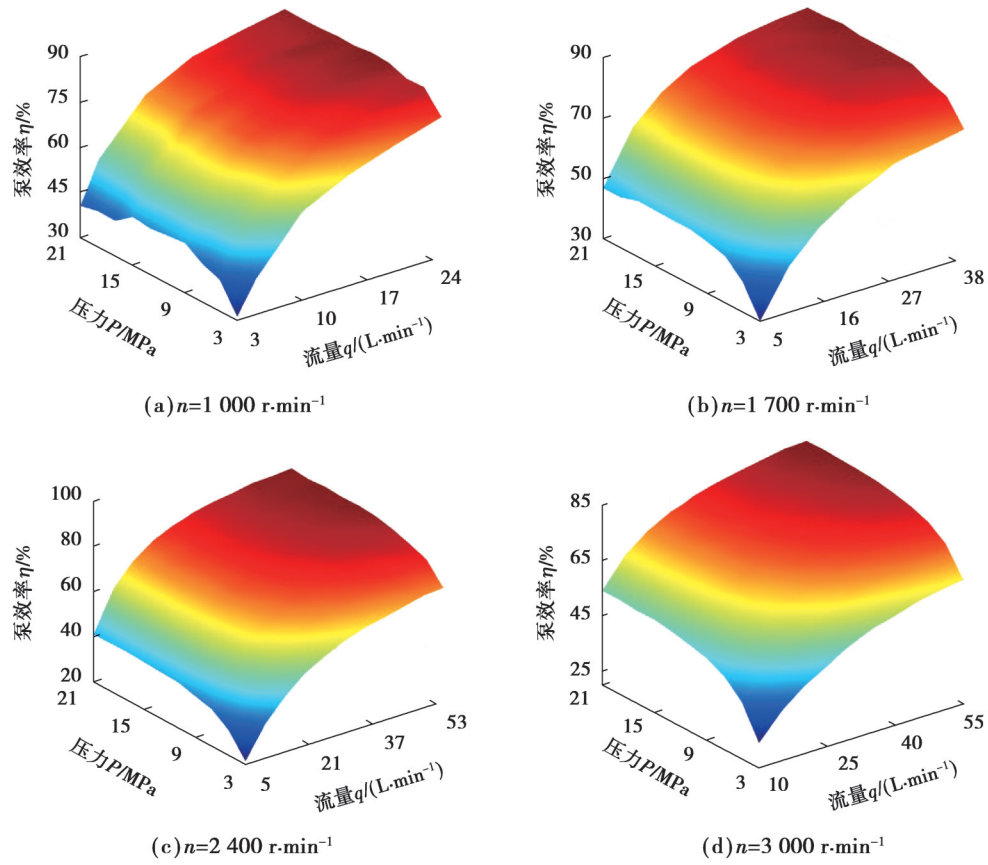


图5 定转速下泵总效率随压力、流量的动态变化曲面图

Fig. 5 Surface plot of the dynamic change of total pump efficiency with pressure and flow rate at constant speed

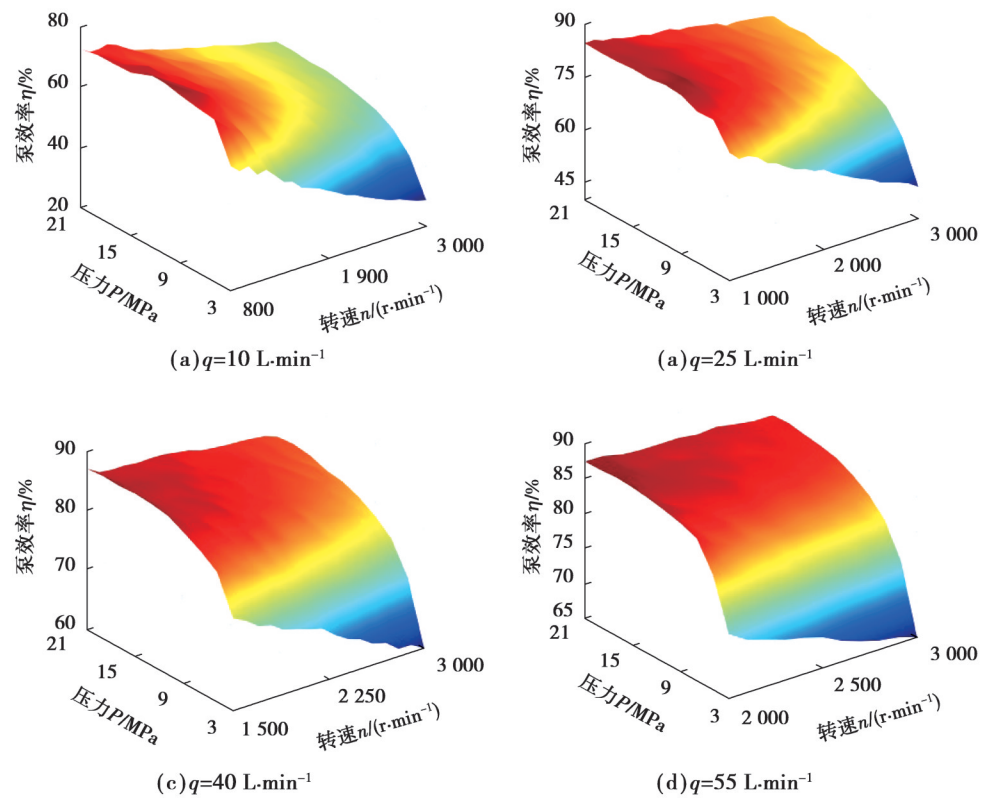


图6 定流量下泵总效率随压力、转速的动态变化曲面图

Fig. 6 Surface plot of the dynamic change of total pump efficiency with pressure and speed at constant flow rate

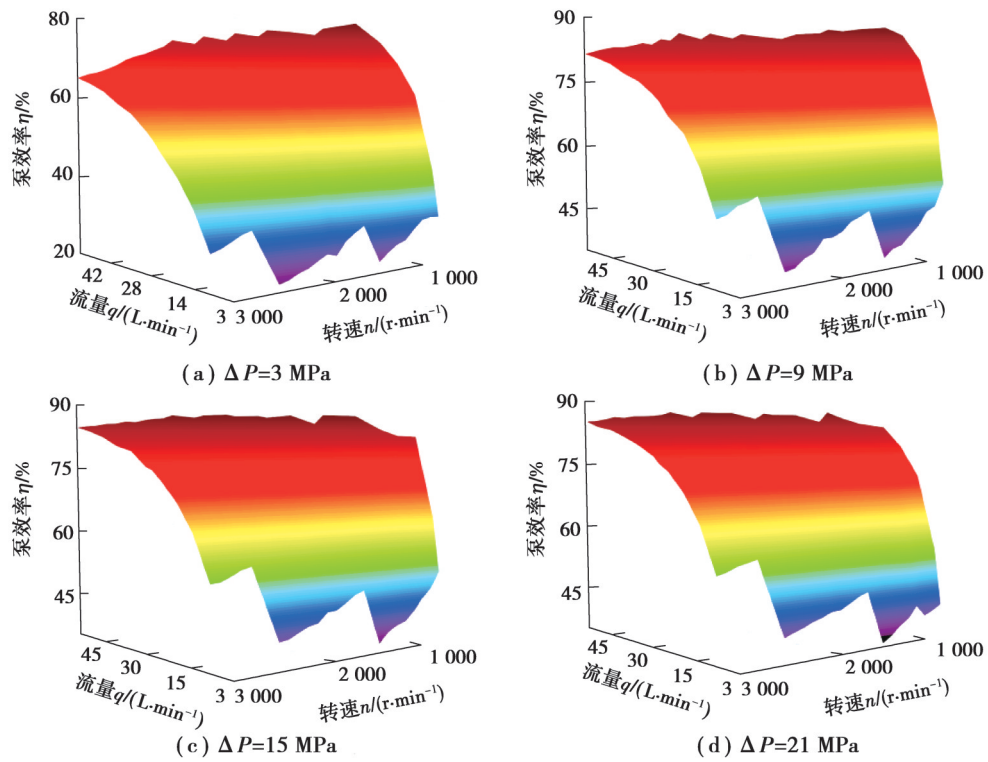


图 7 定压力下泵总效率随流量、转速的动态变化曲面图

Fig. 7 Surface plot of the dynamic change of total pump efficiency with flow rate and speed at constant pressure

1.4 现有效率计算方法误差分析

从现有的泵效率计算式(5)中可以看出,影响泵效率的参数有很多,其中转速、压力、流量为实验变化参数,其余的为定参数,参数取值如表 2 所示。

表 2 泵效率理论计算公式参数表

Table 2 Theoretical calculation formula parameters for pump efficiency

实验参数			无因次损失系数			泵参数	流体参数	与系统压力、转速等参数无关的扭矩损失 $T_s$ / (N·m)
转速 $n$ / (r·min <sup>-1</sup> )	压力 $\Delta P$ / MPa	流量 $q$ / (L·min <sup>-1</sup> )	液体泄漏系数 $C_s$	沿程阻力系数 $C_v$	摩擦阻力系数 $C_f$	液压泵全排量 $V_t^{max}$ / (mL·r <sup>-1</sup> )	液压油动力黏度 $\mu$ / (Pa·s)	
800~3 000	3~21	3~55	$0.8 \times 10^{-9}$	$0.2 \times 10^6$	0.01	28	0.0288	0.1

将表 2 的参数代入到泵效率的理论计算公式(5)中,可以得到泵在各工况下的理论效率,将其与实验测量的泵效率进行对比,泵效率的实验值与理论计算值对比如图 8 所示。从图中可以看出,虽然泵效率的理论计算值与实验值的变化趋势一致,但是两者的偏差较大,其理论计算值与实验值的相对误差曲线如图 9 所示,通过计算其平均相对误差为 8.89%,相对误差最大值达 31%,误差分析结果表明现有的轴向柱塞泵效率理论数学模型精度较低,且不同工况下泵效率实验值与理论计算值误差不相同,不能应用于高精度泵效率预测的研究中。

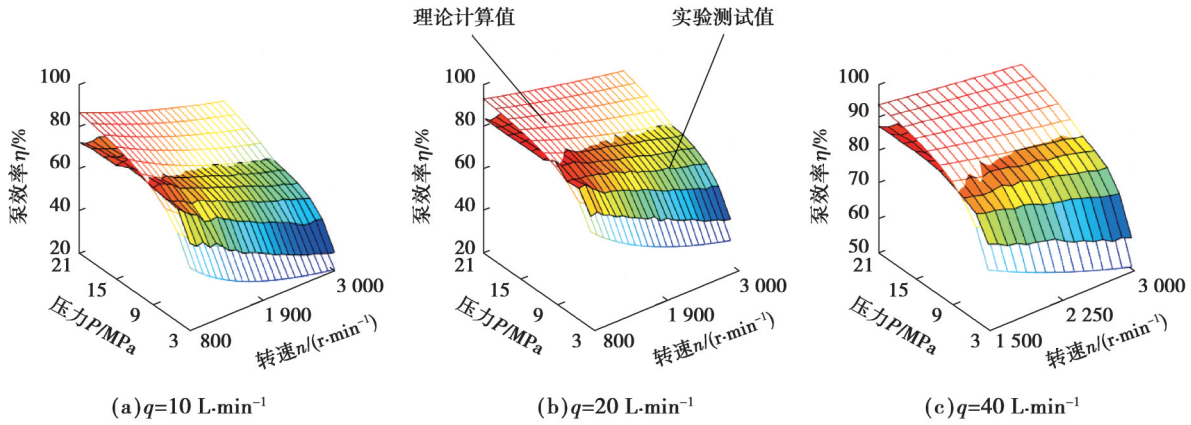


图8 泵效率实验值与理论计算值对比图

Fig. 8 Comparison of experimental and theoretical pump efficiency values

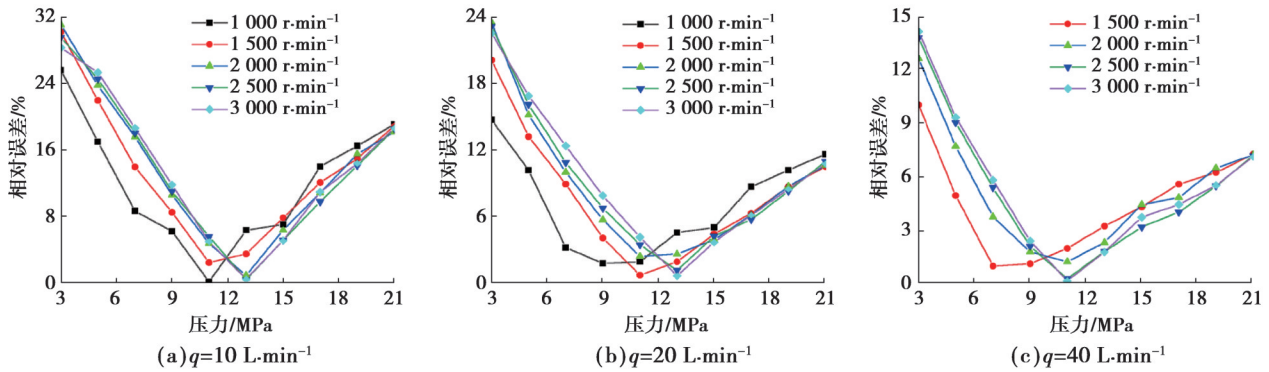


图9 实验值与理论计算值相对误差曲线

Fig. 9 Relative error curve between experimental and theoretical calculated values

## 2 基于机器学习的轴向柱塞泵效率研究

随着人工智能的迅速发展, AI 技术在各个领域都得到了广泛的应用, 而机器学习作为人工智的一个分支, 以其预测精度高、适用性强的优点, 被广泛地应用于大模型预测研究中, 机器学习基本思想是通过大量的数据学习, 来识别数据中的规律和特征, 并利用这些规律和特征来做出决策, 常见的机器学习算法有回归分析、神经网络、随机森林、支持向量机等。

### 2.1 非线性回归模型建立与评估

由于轴向柱塞泵现有的理论公式与实验数据间存在较大偏差, 需要对理论计算公式进行修正。基于总体的实验数据, 采用三元非线性回归分析对泵效率数学模型进行修正。

基于现有的泵效率计算公式(5), 建立泵效率的回归模型

$$\eta_t = \frac{60(a_1 \cdot \mu q - a_2 60 C_s \Delta P V_t^{\max}) \Delta P}{a_3 \cdot \mu^2 C \cdot V_t^{\max} n^2 + a_4 \cdot 60 \mu \Delta P q + (a_5 \cdot 60 \Delta P C \cdot V_t^{\max} + a_6 \cdot 120 \pi T_s) \mu n + a_7} + a_8 + \zeta_i, \quad (6)$$

式中:  $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7$  为偏回归系数;  $a_8$  为常数项;  $\zeta_i$  为残差。

在确定的条件下, 只有  $\Delta P, q, n$  为变量, 其余的参数均为定值, 可以将泵效率的回归模型化简为

$$\eta_t = \frac{k_1 q \Delta P - k_2 \Delta P^2}{k_3 n^2 + k_4 \Delta P q + k_5 \Delta P n + k_6 n + k_7} + k_8 + \zeta_i, \quad (7)$$

其中:



$$k_1 = 60a_1\mu, k_2 = 3\ 600a_2C_sV_t^{\max}, k_3 = a_3\mu^2C_vV_t^{\max}, k_4 = 60a_4\mu, \\ k_5 = 60a_5\mu C_fV_t^{\max}, k_6 = 120a_6\pi T\mu, k_7 = a_7, k_8 = a_8。$$

使用 SPSS 统计分析软件对上述三元非线性回归模型进行参数估计,所用方法为最小二乘法,估计数值如表 3 所示。

表 3 参数估计表

Table 3 Parameter estimates

参数	数值	参数	数值
$k_1$	10 664 453.720	$k_5$	8 042.274
$k_2$	675 246.308	$k_6$	139 592.429
$k_3$	32.994	$k_7$	665 0551.161
$k_4$	11 619 929.390	$k_8$	0.032

方差分析如表 4 所示。

表 4 方差分析表

Table 4 Analysis of variance

误差来源	平方和	自由度	均方
回归	1 201.503( $S_R$ )	8	150.188(MSR)
残差	0.365( $S_E$ )	2 239	0.000 163(MSE)
总计	1 201.868( $S_T$ )	2 247	

### 2.1.1 总体显著性检验

总体显著性检验,又称为 F 检验,是将所有的自变量作为一个整体来检验和说明它们与应变量的相关程度。在回归分析的建模时,需要进行 F 检验,以评估模型中自变量和因变量之间是否存在显著性关系。检验具体步骤如下。

- 1) 提出假设。原假设  $H_0$ , 参数  $k_0 = k_1 = \dots = k_7 = 0$ ; 对立假设  $H_1$ , 参数  $k_0 \sim k_7$  至少有一个不为 0。
- 2) 在原假设成立的情况下,构造检验统计量。其中  $n$  为样本总数量,  $r$  为自变量数量。

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 / r}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - r - 1)} = \frac{S_R / r}{S_E / (n - r - 1)} = 921\ 289, \quad (8)$$

式中:  $\hat{y}_i$  为泵效率的预测值,即使用非线性回归模型计算的结果;  $\bar{y}$  为泵效率的实验数据的平均值;  $\hat{y}$  为泵效率的实验值。

3) 给定显著性水平  $\alpha$ , 构造拒绝域。显著性水平  $\alpha$  是指估计总体参数落在某一区间内,可能犯错的概率,通常取 0.05。依据统计量  $F$  取值的差异,可知:

$$P\{F > F_\alpha(r, n - r - 1)\} = \alpha, \quad (9)$$

式中,  $F_\alpha(r, n - r - 1)$  表示自由度为  $r, n - r - 1$  的  $F$  分布的上  $\alpha$  分位数。

4) 做出决策。  $F > F_\alpha(r, n - r - 1)$ , 则拒绝原假设  $H_0$ , 说明解释变量对被解释变量的影响是显著的,也验证了所建立的回归模型对轴向柱塞泵总效率的解释能力。

$$F = 921\ 289 > F_{0.05}(8, 2\ 239) = 1.94. \quad (10)$$

### 2.1.2 回归模型拟合优度和误差分析

在回归分析中决定系数  $R^2$  是一个重要的统计指标,表示因变量的变异中有多少百分比可以被自变量解释,是衡量回归模型对数据的拟合程度,可计算上述回归模型的  $R^2$  为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{S_E}{S_T} = 0.992。 \quad (11)$$

$R^2$ 是一个介于 0~1 的数值,越接近 1,表示模型拟合效果越好,使用上述三元非线性回归模型计算的决定系数  $R^2$ 为 0.992,说明模型的拟合效果较好。在各个测试流量下,泵效率回归模型预测值与实验值相对误差曲线如图 10 所示,通过计算其平均相对误差为 1.4%,较现有计算方法的平均相对误差减少了 7.49%,这说明泵效率非线性回归模型能够有效地提高泵效率的预测精度,同时也验证了回归模型的正确性。

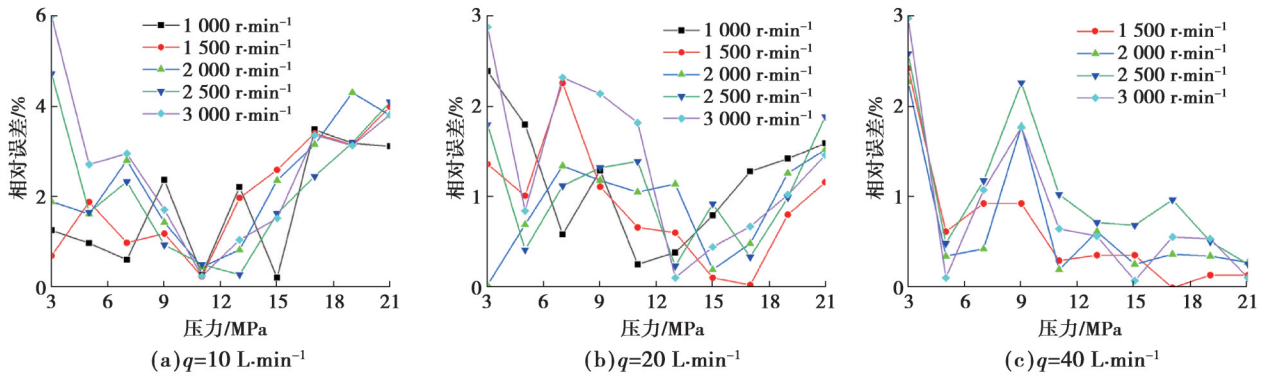


图 10 泵效率回归模型预测值与实验值相对误差曲线

Fig. 10 Relative error curves of predicted and experimental values of pump efficiency regression models

### 2.2 BP神经网络模型训练与评估

BP神经网络算法也是机器学习中的一种,更适应于复杂非线性的预测模式,因为具有反向传播并自动调整权重的特点,使其拥有更好的灵活性和自适应性。文中开展了基于BP神经网络的泵效率预测研究,其具体实现过程如图 11 所示,包括数据预处理(数据切割及归一化)、BP神经网络参数设计、模型构建、基于实验样本训练模型及模型的评估等步骤,其结构参数还需要通过观测评估效果来进行精细调整<sup>[15]</sup>。

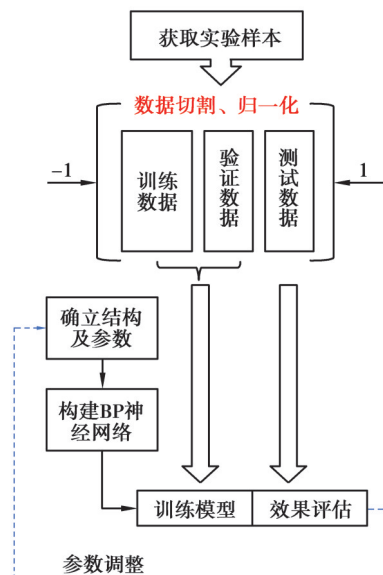


图 11 基于BP神经网络模型的建立步骤

Fig. 11 Steps to build a BP neural network based model

2.2.1 数据预处理

为了防止数据的过拟合和较好评估模型的预测精度,将所得到的实验数据分为训练集、验证集、测试集 3 部分,占比分别为 70%、15%、15%。为了使模型更加简单和稳定,对数据进行归一化处理:

$$x_{\text{norm}} = 2 \cdot \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} - 1 \quad (12)$$

式中: $x_{\text{norm}}$ 为原始数据 $x$ 归一化后的数据; $x_{\text{max}}$ 、 $x_{\text{min}}$ 分别为实验数据样本中的最大值和最小值。

2.2.2 BP神经网络参数设计

BP神经网络参数主要包括网络层数、节点数、训练和传递函数等。输入、输出层的设计相对简单,由样本数据来确定,为了建立预测电液比例柱塞泵效率的神经网络模型,样本数据中以泵出口压力 $P$ 、流量 $q$ 、转速 $n$ 作为输入,泵效率 $\eta_t$ 作为输出。神经网络的输入层有 3 个神经元 $N_1=3$ ,而神经网络的输出层有一个神经元 $N_3=1$ 。

由于数据样本的特征较为简单,设计隐藏层的层数为 1。隐藏层的神经元个数一般是通过经验公式(13)计算得到,然后基于训练模型的评估效果进行精细调整,经验公式如下

$$N_2 = \sqrt{N_1 + N_3} + a, \quad (13)$$

式中: $N_2$ 为所求的隐藏层神经元数; $N_1$ 为输入层神经元数; $N_3$ 为输出层神经元数; $a$ 为 0~10 的常数。

计算得到的隐藏层的神经元个数为 2~12,为了选取最优的隐藏层神经元个数,分别用不同隐藏层神经元个数进行模型训练,并分别模型训练集和测试集的均方误差进行统计,见图 12 所示,综合考虑模型的预测精度和响应快慢,选择隐藏层神经元个数为 6。

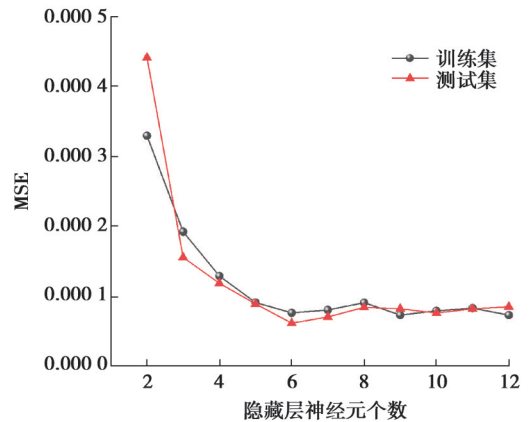


图 12 隐藏层神经元个数对模型精度的影响  
Fig. 12 Effect of the number of neurons in the hidden layer on model accuracy

2.2.3 网络模型的构建

文中所设计的神经网络有 1 个输入层、1 个隐藏层、1 个输出层,输出层、隐藏层、输入层的节点个数分别为 3、6、1。设置隐藏层的传递函数为 tansig,输出层传递函数为 purelin,所设计的泵效率预测神经网络结构模型如图 13 所示。

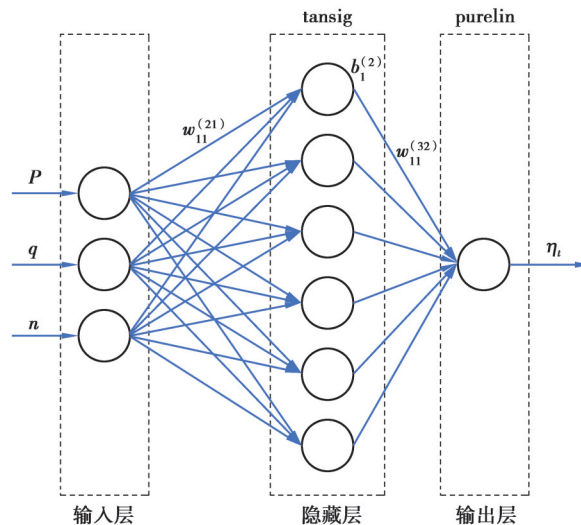


图 13 泵效率预测神经网络结构图

Fig. 13 Neural network structure for pump efficiency prediction

可以列出泵效率 $\eta_t$ 预测值为

$$\eta_t = w_{11}^{(3,2)} \cdot \text{tansig}(w_{11}^{(2,1)}P + w_{12}^{(2,1)}q + w_{13}^{(2,1)}n + b_1^{(2)}) + \dots + w_{16}^{(3,2)} \cdot \text{tansig}(w_{61}^{(2,1)}P + w_{62}^{(2,1)}q + w_{63}^{(2,1)}n + b_6^{(2)}) + b_1^{(3)}, \quad (14)$$

式中： $w_{11}^{(3,2)}$ 表示第2层第一个节点到第3层第一个节点的权值； $b_1^{(2)}$ 表示第2层第一个节点的阈值。

### 2.2.4 模型训练

采用均方误差作为误差函数,如式(14)所示,采用不同的权重和阈值时,所得到的均方误差不同,采用准梯度下降算法 `traingd` 迭代求解,不停调整模型的权重和阈值,使其均方误差最小。

$$E(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\hat{y}_{ij} - y_{ij})^2, \tag{15}$$

式中： $m$ 、 $k$ 分别为样本个数和输出个数； $w$ 、 $b$ 分别为权重和阈值； $\hat{y}_{ij}$ 为第*i*个样本第*j*个输出的泵效率预测值； $y_{ij}$ 为对应的泵效率实验值。

### 2.2.5 效果评估

根据训练、验证及测试的需求,将所采集的实验数据作为输入数据训练模型,建立了基于轴向柱塞泵效率的BP神经网络,训练误差曲线如图14所示,在第28轮达到最佳,测试集最佳均方误差MSE为0.000 075,总体样本的回归图如图15所示,计算得到样本决定系数 $R^2$ 为0.998。

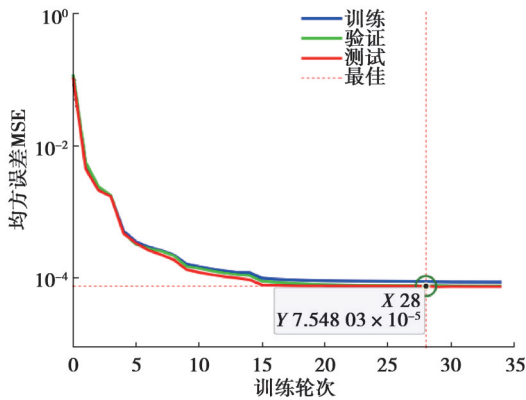


图 14 神经网络误差曲线图  
Fig. 14 Neural network error plot

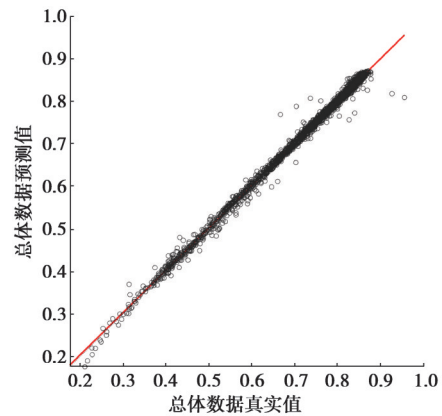


图 15 总体样本的回归图  
Fig. 15 Regression plot for the overall sample

在各个测试流量下,泵效率BP神经网络预测值与实验值相对误差曲线如图16所示,通过计算得平均相对误差为0.62%,通过计算得平均相对误差为0.62%,对比1.2节中所提到的现有泵效率计算方法,采用BP神经网络的泵效率预测方法平均相对误差减少了8.27%。

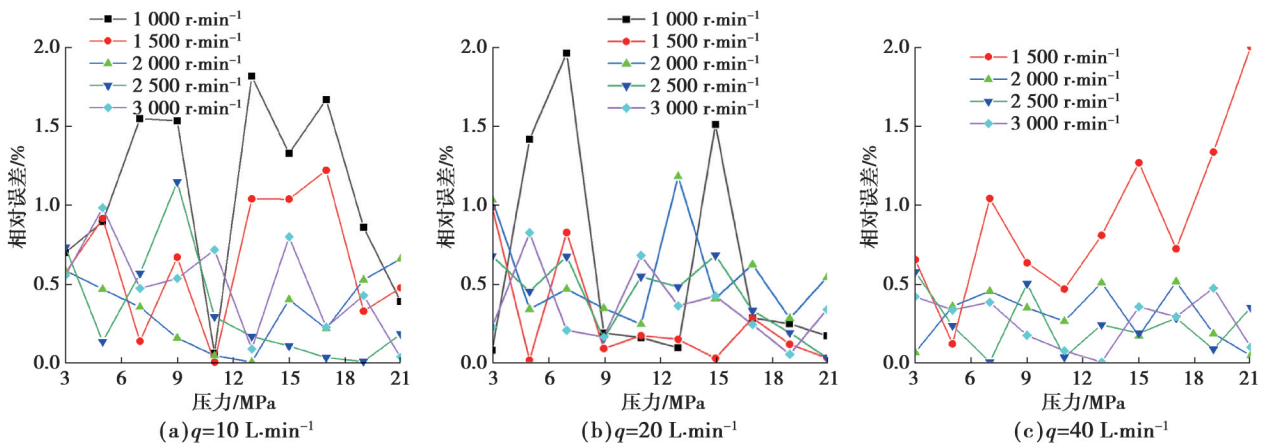


图 16 泵效率BP神经网络预测值与实验值相对误差曲线

Fig. 16 Relative error curve between predicted and experimental values of pump efficiency BP neural network



### 3 泵效率预测模型对比分析

建立了 2 种机器学习的泵效率预测模型,2 种模型的预测精度评估如表 5 所示,就均方误差、样本决定系数及平均相对误差进行对比。由表可知,所建立的 BP 神经网络的泵效率预测精度要高于非线性回归模型。2 种预测模型的残差分布直方图如图 17 所示,非线性回归模型残差数据有 92.6% 分布在  $\pm 2\%$  以内,而 BP 神经网络残差数据有 96.7% 分布在  $\pm 2\%$  以内,且 BP 神经网络残差分布更为集中。

虽然 BP 神经网络的预测精度要高于非线性回归模型,但是由于需要大量的实验数据来训练神经网络模型,增加了实验成本和工作量,对应用对象控制器的硬件要求也较高,在工程应用中存在一定限制。文中提出的非线性回归模型是基于现有的计算方法建立的,具有很好的泛化性,且在模型的参数确定后,无须大量算力。

表 5 预测精度评估表

Table 5 Prediction accuracy assessment

预测模型	均方误差 MSE	样本决定系数 $R^2$	平均相对误差/%
非线性回归模型	0.000 163 0	0.992	1.40
BP 神经网络	0.000 078 5	0.998	0.62

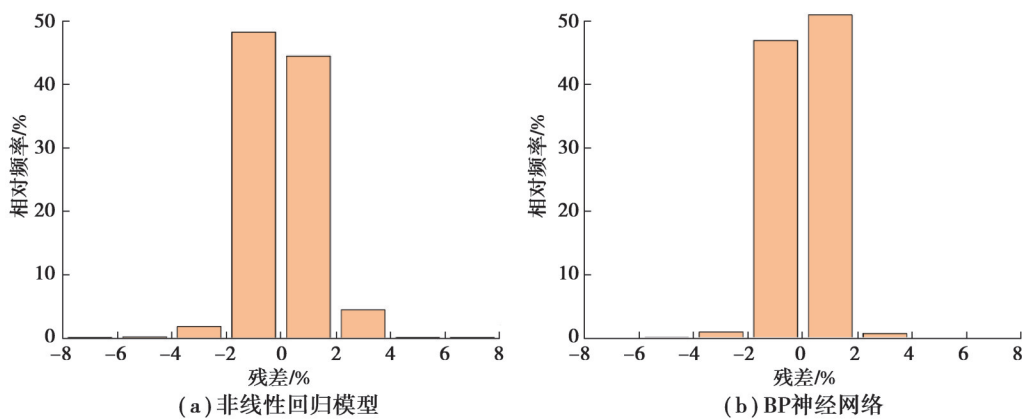


图 17 2 种预测模型的残差分布直方图

Fig. 17 Histograms of residual distributions for the two prediction models

### 4 结 论

针对不同工况下轴向柱塞泵效率理论计算公式和实验结果误差较大的问题,文中提出了基于机器学习的柱塞泵效率的高精度计算方法,研究结论如下:

1)各工况下某型号轴向柱塞泵效率理论计算公式和实验结果存在较大误差,平均相对误差为 8.89%,相对误差最大可达 31%。

2)提出的轴向柱塞泵效率的非线性回归模型及设计的 BP 神经网络,均显著提高了柱塞泵在全工况下的泵效率预测精度,非线性回归模型及 BP 神经网络的预测平均相对误差分别为 1.4% 和 0.62%。

3)轴向柱塞泵效率的非线性回归模型和 BP 神经网络的建立为高精度泵效率预测模型的研究提供了参考,也为电液系统的节能控制策略优化奠定了理论基础。

#### 参考文献

[1] 中共中央国务院关于完整准确全面贯彻新发展理念做好碳达峰碳中和工作的意见[N]. 人民日报, 2021-10-25(6).

Opinions of the State Council of the Central Committee of the Communist Party of China on the Complete and Accurate

- Implementation of the New Development Concept and Doing a Good Job of Peak Carbon Achievement and Carbon Neutrality[N]. People's Daily, 2021-10-25(6).
- [ 2 ] 张军辉, 刘施韬, 徐兵, 等. 轴向柱塞泵智能化关键技术研究进展及发展趋势[J]. 机械工程学报, 2024, 60(4): 32-49.  
Zhang J H, Liu S H, Xu B, et al. Research status and development trends on intelligent key technology of the axial piston pump[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(4): 32-49. (in Chinese)
- [ 3 ] Haidak G, Wei X F, Li F Y, et al. Heat effects modelling on the efficiency loss of the lubricating interface between piston and cylinder in axial piston pumps[J]. Tribology International, 2022, 175: 107846.
- [ 4 ] Shorbagy A, Ivantysyn R, Weber J. Holistic analysis of the tribological interfaces of an axial piston pump - focusing on the pump efficiency[J]. Chemical Engineering & Technology, 2023, 46(1): 5-13.
- [ 5 ] 梁瑛娜, 高建新, 高殿荣. 仿生非光滑表面滑靴副水压轴向柱塞泵的摩擦磨损及效率试验研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(6): 145-154.  
Liang Y N, Gao J X, Gao D R. Experimental study on friction and wear and efficiency of water hydraulic axial piston pump with biomimetic non-smooth surface slipper pair[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(6): 145-154. (in Chinese)
- [ 6 ] Huang Y, Ruan J, Chen Y, et al. Research on the volumetric efficiency of 2D piston pumps with a balanced force[J]. Energies, 2020, 13(18): 4796.
- [ 7 ] 杜尊令. 轴向柱塞泵效率特性分析及渐变可靠性研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2022.  
Du Z L. Analysis of Efficiency Characteristics and research on gradual reliability of axial piston pump[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2022. (in Chinese)
- [ 8 ] 田晴晴, 谷立臣. 考虑定常能量损失因子的柱塞泵效率特性建模[J]. 排灌机械工程学报, 2021, 39(9): 877-883.  
Tian Q Q, Gu L C. Modeling efficiency characteristics of piston pump by considering constant energy loss factor[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2021, 39(9): 877-883. (in Chinese)
- [ 9 ] Xu B, Hu M, Zhang J H, et al. Characteristics of volumetric losses and efficiency of axial piston pump with respect to displacement conditions[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2016, 17(3): 186-201.
- [ 10 ] 许睿, 谷立臣. 轴向柱塞泵效率特性半经验参数化建模方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(7): 382-390.  
Xu R, Gu L C. Semi-empirical parametric modeling for efficiency characteristics of axial piston pump[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 382-390. (in Chinese)
- [ 11 ] 郭明, 聂松林, 纪辉, 等. 海水液压柱塞泵中新型滑盘副的设计及其润滑特性研究[J]. 中国机械工程, 2022, 33(24): 2942-2952.  
Guo M, Nie S L, Ji H, et al. Design and lubrication characteristics of a new integrated slipper/swashplate interface in seawater hydraulic piston pumps[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(24): 2942-2952. (in Chinese)
- [ 12 ] 葛磊, 权龙. 分布式变转速容积驱动液压挖掘机控制原理及其特性研究[J]. 机械工程学报, 2020, 56(3): 72.  
Ge L, Quan L. Distributed variable speed volume drive hydraulic excavator control principle and its characterization research [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(3): 72. (in Chinese)
- [ 13 ] 张德. 复合调速液压系统功率匹配及稳定性分析[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2021.  
Zhang D. Power matching and stability analysis of compound speed regulating hydraulic system[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2021. (in Chinese)
- [ 14 ] Zhang C C, Zang Y R, Wang H Y, et al. Theoretical and experimental investigation on the efficiency of a novel roller piston pump[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2023, 24(9): 762-781.
- [ 15 ] 权凌霄, 郭海鑫, 盛世伟, 等. 采用“GA+LM”优化BP神经网络的电液伺服阀故障诊断[J]. 中国机械工程, 2018, 29(5): 505-510.  
Quan L X, Guo H X, Sheng S W, et al. Fault diagnosis of electro hydraulic servo valves based on GA+LM algorithm optimized BP neural networks[J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(5): 505-510. (in Chinese)