

防爆胶轮车柴油机经济性与动力性研究

任飞¹, 闫政²

(1. 国家能源神东煤炭集团公司, 陕西 神木 719315; 2. 晋中学院 机械学院, 山西 晋中 030619)

摘要: 油耗仪测量法和台架实验一般用来分析车辆的经济性与动力性, 但两种测量方法存在成本较高、结构复杂的问题。针对这一问题, 选择反向传播(BP)神经网络和回归模型对防爆胶轮车柴油机的经济性和动力性计算与预测。通过与实验对比, 研究BP神经网络与回归模型预测的准确性。结果表明: BP神经网络和回归模型在预测燃油消耗率和评估动力性时, BP神经网络与回归模型的误差均小于5%, 均能用来预测胶轮车的经济性和动力性。

关键词: 反向传播(BP)神经网络; 回归模型; 燃油消耗率; 动力性

中图分类号: TD 712 文献标志码: A 文章编号: 1672-5581(2025)02-0318-06

Research on the economy and power of explosion-proof rubber wheeler diesel engine

REN Fei¹, YAN Zheng²

(1. CHN Energy Shendong Coal Group, Shenmu 719315, Shaanxi, China;

2. School of Machinery, Jinzhong College, Jinzhong 030619, Shanxi, China)

Abstract: The fuel consumption meter measurement method and bench test are generally used to analyze the economy and power performance of vehicles, but the two measurement methods have high costs and complex structures. In response to this problem, back propagation (BP) neural network and regression model were selected to calculate and predict the economy and power performance of explosion-proof rubber tire vehicle diesel engines. Through comparison with experiments, the accuracy of BP neural network and regression model prediction was studied. The results show that the error between BP neural network and regression model is less than 5% when predicting fuel consumption rate and evaluating power performance, and both can be used to predict the economy and power performance of rubber tire vehicles.

Key words: back propagation (BP) neural network; regression model; fuel consumption rate; dynamics

经济性和动力性是衡量车辆优劣的两个最重要的指标。燃油消耗量是评价燃油经济性的关键指标, 快捷而准确地测量汽车的燃油消耗量, 成为有效、准确地评价汽车燃油经济性能的重要手段。不断改进的油耗测量方法对燃油消耗量的评价具有非常重要的影响。

张庆洪^[1]利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络进行汽车油耗的测量, 通

过与油耗仪测量数据对比, 验证了径向基神经网络测量油耗的正确性; 苗会等^[2]利用AMESim搭建了柴油机油耗测量系统并对其进行优化; 成文浩等^[3]利用多元回归模型对胶轮车进行了动力性评估, 证明了动力性预测回归模型的正确性; 刘树成等^[4]对车用大功率柴油机与液力变矩器动态匹配的影响因素进行了分析。

Cesur等^[5]利用数字孪生的方法去预测柴油机

的燃油消耗量;Amer^[6]采用神经网络技术建立了基于神经网络的燃油消耗成本估计模型,利用发动机尺寸、距离、速度以及乘客来预测油耗;Yao等^[7]利用随机森林模型对于车辆的燃油消耗量进行了预测。

综上所述,已有研究人员证明神经网络与回归模型预测车辆的经济性和动力性是可行的,但针对胶轮车同时用两种模型来预测并比较其优劣还未见报道。本文采用反向传播(back propagation, BP)神经网络和回归模型预测胶轮车的动力性和经济性,并与实验进行对比,来获得更精确的模型。

1 测试装置

使用江苏启测测功器有限公司生产的DW440测功机和HZB200型油耗仪对防爆柴油机车进行燃油经济性和动力性试验,试验标准为GB 1105.1~1105.3—2022《内燃机台架性能试验方法》、GB/T 33192—2016《内燃机车用柴油机通用技术条件》、MT/T 1199—2023煤矿用防爆柴油机无轨胶轮运输车辆通用安全技术条件等。

DW440测功机主要技术指标见表1。

表1 DW440测功机主要技术指标
Tab.1 Main technical indicators of DW440 dynamometer

参数	数值
最大吸收功率/kW	≥440
最大吸收扭矩/(N·m)	≥2 500
最高转速/(r·min ⁻¹)	5 000
转动惯量/(kg·m ²)	1.8
循环水量/(m ³ ·h ⁻¹)	10.5
转速测试精度/%	±0.01
扭矩测试精度/%	≤±0.2

HZB200型油耗仪主要技术指标见表2。

表2 HZB200型油耗仪主要技术指标
Tab.2 Main technical indicators of HZB200 fuel consumption meter

参数	数值
流量/(kg·h ⁻¹)	40~150
试验环境温度/℃	23
相对湿度/%	60

2 预测模型

考虑到汽车发动机属于强非线性系统,本章将研究建立神经网络油耗估计模型与多元回归油耗模型,以提高油耗的估计精度。

2.1 BP神经网络模型搭建

BP神经网络采用误差逆传播算法,算法的基本思想由信号的正向传播与误差的反向传播两部分构成,其原理如图1所示。

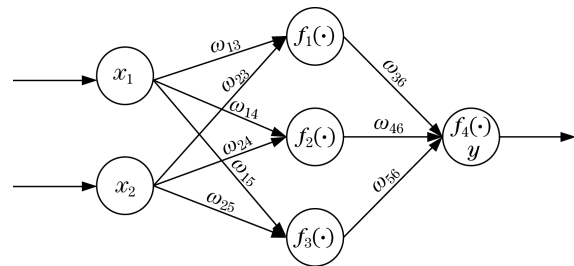


图1 神经网络原理图

Fig.1 Schematic diagram of a neural network

设神经网络的输入层、隐含层及输出层的节点数分别为2、3、1。 x_i 为输入层的输入, ω_{ij} 为节点*i*与节点*j*的连接权值, $f_i(\cdot)$ 为激活函数, y 为输出层的输出。正向传播时,输入样本从输入层传入,经过各隐层逐步处理,传给输出层。若输出层的实际输出与期望的输出不相等,则转到误差的反向传播过程。

BP神经网络学习算法主要包括动量BP算法、弹性BP算法、变梯度算法和LM算法等。对包含较多权值的网络而言,LM算法的收敛速度最快,且适合于高精度的网络,因此,本文选择LM算法。

隐层神经元个数的确定使用了经验公式如下:

$$l = \sqrt{n + m} + a \tag{1}$$

式中: m 为输入层神经元个数; n 为输出层神经元个数; a 为[1,15]之间的常数。因此,隐层神经元的个数应在4~18之间。为得到最优的BP模型,构建了最优隐含层的BP模型,最终确定最优隐含层为3个。

2.2 回归模型搭建

回归模型是研究自变量与因变量之间线性相关情况的模型,如果回归分析模型中因变量和自变量包含2个或者2个以上,且变量之间存在关系,则称之为多元回归模型。

设随机变量 y 与一般变量 (x_1, x_2, \dots, x_k) 的回归模型为

$$y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \mu \quad (2)$$

式中: $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ 为 $k+1$ 个未知参数; μ 为随机误差项。

3 燃油消耗率预测

利用BP神经网络以及回归模型预测燃油消耗率。车辆的油耗与速度、加速度、转弯半径、爬坡度以及滚阻系数等关键参数都存在相关性,都可将这些因素转化为发动机的转速和转矩。因此选取发动机转速、转矩两个参数作为神经网络的输入量,利用BP神经网络和回归模型对燃油消耗率进行预测。利用所测得的转矩、转速预测车辆的燃油消耗率,部分数据见表3。

表3 燃油消耗率部分实测数据

Tab.3 Partial measured data of fuel consumption rate

序号	转速/(r·min ⁻¹)	扭矩/(N·m)	燃油消耗率
1	1 000	494.6	275.9
2	1 200	648.7	256.4
3	1 400	880.1	225.4
4	1 600	886.6	222.8
5	1 800	198.5	218.8

3.1 BP神经网络预测

利用Matlab软件中内置的BP神经网络模型进行燃油消耗率的预测,以探讨燃油消耗率与转矩转速的关系,BP神经网络模型数据见表4所示。

3.2 回归模型预测

利用Matlab软件对燃油消耗率和转矩转速进行回归分析,以探讨燃油消耗率与转矩转速的关系。燃油消耗率的多元回归模型统计和回归系数见表5~表6。

针对发动机转矩与转速与车辆燃油消耗量存在较强的非线性关系,可得燃油经济性的评估模型为

$$P = A_1 + A_2 N_e + A_3 T + A_4 N_e^2 + A_5 T^2 \quad (3)$$

式中: N_e 为发动机转速; T 为转矩。将 $A_1 \sim A_5$ 代入到式(3)中得

$$P = 452.84 - 0.031N_e + 0.149T +$$

$$8.09 \times 10^{-5} N_e^2 - 9.14 \times 10^{-5} T^2 \quad (4)$$

表4 BP网络结构表

Tab.4 BP Network structure table

关键参数	数值
输入神经元数	2
隐含层神经元	3
输出神经元数	1
学习算法	LM
精度误差	1×10^{-7}
训练次数	44
学习速度	算法自适应
输入到隐层权值 ω_{ij}	-3.12/0.796 6 -3.416 9/20.20 1.875 7/-0.431 5
隐层阈值	-3.249 3/1.582 1/-6.309
隐含层到输出层权值 ω_{ij}	2.280 4/-0.657 2/-4.434 4
输出层阈值	-2.419 1

表5 多元回归模型统计

Tab.5 Multiple regression model statistics

R^2	调整 R^2	误差
0.976	0.956	4.04

注:预测变量扭矩和转速;因变量燃油消耗率。

表6 多元回归模型的回归系数

Tab.6 Regression coefficients for multiple regression models

参数	估计值	误差	t	Sig
常量	452.84	54.351	8.313 3	0.000 411 5
转速/(r·min ⁻¹)	-0.030 817	0.047 06	-6.548 4	0.001 244
扭矩/(N·m)	0.148 96	0.211 39	0.704 66	0.512 48
转速/(r·min ⁻¹)	8.09×10^{-5}	1.23×10^{-5}	6.561	0.001 233 1
扭矩/(N·m)	-9.14×10^{-5}	1.40×10^{-4}	-0.653 45	0.542 32

BP神经网络油耗预测模型与实验数据的曲线重合度较高,如图2所示,误差最大出现在样本点8处,误差达到1.51%,最大误差小于5%。BP神经网络能够较为准确地预测车辆的燃油消耗率。回归模型与实验数据的曲线重合度较高,误差最大出现在样本点8处,误差达到2.58%,最大误差小于5%。因此,回归模型可以用来预测车辆的燃油消耗率。

神经网络与回归模型与实验数据的误差对比情况如图3所示。BP神经网络和回归模型的预测误差见表7。

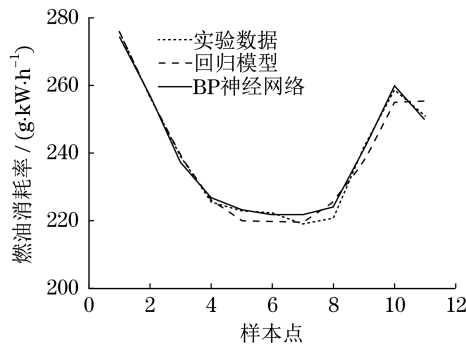


图2 预测模型预测结果

Fig.2 Regression model prediction results

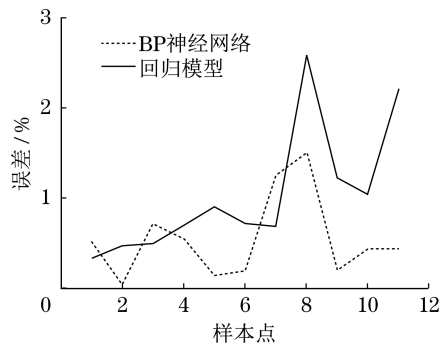


图3 神经网络与回归模型误差对比

Fig.3 Comparison of neural network and regression model error

由图3、表7可知, BP神经网络与回归模型的预测结果相近,且误差均小于5%,但通过对比两者的预测误差, BP神经网络的预测效果要优于回归模型的预测效果。

表7 BP神经网络误差

Tab.7 BP neural network errors

转速/(r·min ⁻¹)	1 000	1 200	1 400	1 600	1 601	1 800	2 000	2 201	2 400	2 601	2 602
实验值	275.9	256.4	239.0	225.4	222.8	222.0	218.8	220.6	241.4	258.5	250.7
BP预测值	274.47	256.54	237.29	226.65	223.13	221.55	221.55	223.94	240.89	259.65	249.58
回归预测值	276.84	257.64	240.19	226.98	220.77	220.40	220.31	226.29	238.42	255.82	256.24
BP误差/%	0.52	0.05	0.72	0.55	0.15	0.20	1.26	1.51	0.21	0.44	0.45
回归误差/%	0.34	0.48	0.50	0.70	0.91	0.72	0.69	2.58	1.23	1.04	2.21

4 动力性预测

尾气测量所用仪器为FASM-5000汽车排气分析仪,主要技术参数见表8。利用BP神经网络以及回归模型预测车辆动力性,车辆动力性取决于排放尾气中CO、HC、NO的气体浓度,本文采用实验所测得的各气体浓度来预测车辆的动力性,具体数据见表9~表10。

表8 FASM-5000主要技术指标

Tab.8 Main technical indicators of FASM-5000

测量对象	量程范围	相对误差/%	绝对误差/%
HC	(0~0.2)%	±3	0.000 4
CO	(0~10)%	±3	0.02
NO	(0~0.4)%	±4	0.002 5
CO ₂	(0~16)%	±3	0.3
O ₂	(0~25)%	±5	0.1

4.1 BP神经网络预测

利用Matlab软件中内置的BP神经网络模型对最大底盘输出功率与尾气中各气体浓度进行预

表9 柴油机功率部分实测数据

Tab.9 Measured data of diesel engine power

序号	1	2	3	4	5
数值	33.17	33.66	34.17	33.25	32.15

表10 尾气中各气体浓度部分数据

Tab.10 Partial data on the concentration of each gas in the exhaust gas

序号	CO	HC	NO
1	1 018.11	89.1	340.52
2	1 066.11	9.05	370.39
3	1 158.73	9.91	332.53
4	1 241.41	6.02	134.68
5	1 340.87	6.94	298.76

测,以探讨燃油消耗率与转矩转速的关系, BP神经网络模型数据见表11。

4.2 回归模型预测

对最大底盘输出功率与尾气中各气体浓度进行回归分析,研究底盘输出功率与尾气中各气体浓度的关系。多元回归模型统计结果见表12,回归系

表 11 BP网络结构表

Tab.11 BP network structure table

关键参数	数值
输入神经元数	3
隐含层神经元	3
输出神经元数	1
学习算法	LM
精度误差	1×10^{-7}
训练次数	50
学习速度	算法自适应
输入到隐层权值	0.905 6/-1.127 6/-1.564 2 0.830 3/-0.076 7/0.231 8 1.586 5/0.335 9/0.039 1
隐层阈值	-2.080 7/0.133 5/-1.845 5
隐含层到输出层权值	0.317 9/-0.619 3/-1.068 9
输出层阈值	-0.284 5

数见表 13。

表 12 多元回归模型统计

Tab.12 Multiple regression model statistics

R^2	调整 R^2	误差
0.935	0.91	1.339

表 13 多元回归模型的回归系数

Tab.13 Regression coefficients for multiple regression models

测量对象	系数	误差	t	sig
常量	51.232	1.339	19.591	4.79×10^{-8}
NO	0.023 7	0.003 3	7.185	9.48×10^{-5}
HC	-0.006 2	0.008 3	-0.740	0.48
CO	8.3×10^{-3}	0.000 2	0.354	0.043

针对尾气中各气体浓度与车辆输出功率存在线性关系,可得动力性评估模型为

$$P = B_1 + B_2 N + B_3 C \quad (5)$$

式中: N 为NO浓度; C 为CO浓度。

将表 13 的数据代入式(5)可得

$$P = 51.232 + 0.023 7 \times N + 0.008 3 \times C \quad (6)$$

BP神经网络预测结果和实验数据的对比,误差最大值为0.84%,小于5%,表明利用BP神经网络预测胶轮车的动力性具有较高的一致性。

回归模型动力性预测结果和实验数据的对比如图 4 所示。回归模型的预测值与实验数据有较高的重合度,见表 14,误差最大值为 1.24%,小于

5%,这说明可以利用回归模型预测胶轮车的动力性。

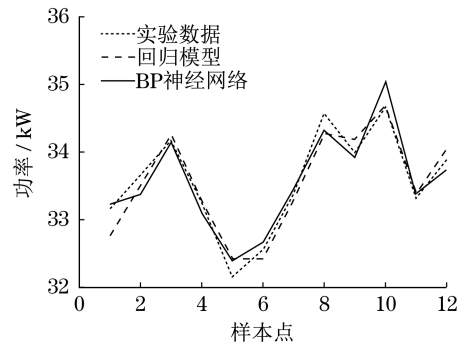


图 4 回归模型动力性预测结果

Fig.4 Dynamic prediction results of a regression model

表 14 BP神经网络误差

Tab.14 BP neural network errors

实验值	BP预测值	回归预测值	BP误差/%	回归误差/%
33.17	33.228 1	32.758 1	-0.18	1.24
33.66	33.376 8	33.516 8	0.84	0.43
34.17	34.149 2	34.259 9	0.06	-0.26
33.25	33.114 8	33.271 3	0.41	-0.06
32.15	32.391 9	32.422 7	-0.75	-0.85

神经网络以及回归模型与实验数据的误差均小于5%,如图 5 所示,两者均能较为准确地预测车辆的动力性。

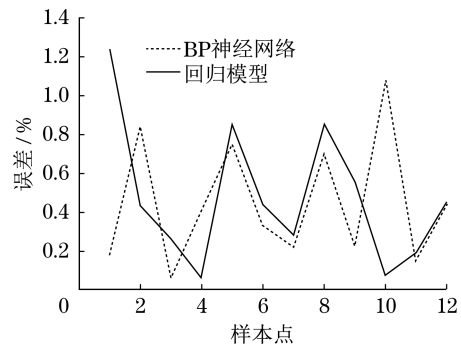


图 5 神经网络与回归模型误差对比

Fig.5 Neural network vs. regression model error comparison

5 结语

本文利用BP神经网络以及回归模型对于胶轮车防爆柴油机的动力性以及经济性进行预测,通过对比BP神经网络的预测值,与回归模型的预测值与实验数据的误差来对比两种模型的优劣。

BP神经网络与回归模型在预测燃油消耗率时误差均小于5%,因此在经济性预测时,两者均可以使用。在评估动力性时,BP神经网络与回归模型的误差均小于5%,均能用来预测胶轮车的动力性。

参考文献:

- [1] 张庆洪. 基于径向基神经网络的汽车油耗软测量及监测系统研究[D]. 长沙:湖南大学,2014.
- [2] 苗会,张翼,张探军,等. 基于AMESim柴油机油耗测量系统的仿真与优化[J]. 中国测试,2014,40(6):113-116.
- [3] 成文浩,寇子明,闫政,等. 基于多元回归模型的矿用胶轮车动力性评估[J]. 煤炭工程,2020,52(2):147-150.
- [4] 刘树成,闫清东,邢庆坤. 车用大功率柴油机与液力变矩器动态匹配影响因素分析[J]. 兵工学报,2016,37(3):385-393.
- [5] CESUR M R, CESUR E, ABRAHAM A. Digital twin-based fuel consumption model of locomotive diesel engine [C]// International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Cham: Springer Nature,2022:428-435.
- [6] AMER A, ABDALLA A, NORAZIAH A, et al. Prediction of vehicle fuel consumption model based on artificial neural network [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014,492:3-6.
- [7] YAO Y, ZHAO X, LIU C, et al. Vehicle fuel consumption prediction method based on driving behavior data collected from smartphones [J]. Journal of Advanced Transportation,2020(1):1-11.
- [8] 孟祥踪,王利辉,张强,等. 基于AVL CRUISE的6×6越野汽车动力性及经济性研究[J]. 现代制造技术与装备,2020(4):30-32.
- [9] 陆昌年,曾凡灵. 基于AVL Cruise的轿车综合循环工况油耗的改善[J]. 汽车工程师,2013(5):43-46.
- [10] 中国机械工业联合会. GB/T 21404—2022:内燃机发动机功率的确定和测量方法一般要求[S]. 北京:国家标准化管理委员会,2019.
- [11] 中国北京集团大连机车车辆有限公司. 内燃机车用柴油机通用技术条件:GB/T 3391—2016[S]. 北京:国家标准化管理委员会,2017.
- [12] 安标国家矿用产品安全中心有限公司. 煤矿用防爆柴油机无轨胶轮运输车辆通用安全技术条件:MT/T 1199—2023[S]. 北京:国家矿山安全监察局,2023.

(上接第317页)

安装使用时需要厂房临时变更评估和授权,而且安装复杂,工期长,成本高。因此不能用于管道热位移试验这样的非永久仪表。

3.2 焊接生根的支架

(1) 4.76 mm角焊缝,碳钢焊条,现场焊接的临时支撑是可行的。

(2) 根据许用载荷的计算公式 $F_{\text{weld}} = [\sigma] \cdot A$ ($[\sigma]$ 表示材料的许用应力)可知^[4],增加焊缝的面积可以增加焊缝的应力强度。对于4.76 mm角焊缝而言,焊缝的长度大于35 mm即可,现场焊接的焊缝应尽可能长。

参考文献:

- [1] 邱宣怀. 机械设计[M]. 北京:高等教育出版社,2011:41.
- [2] 唐永进. 压力管道应力分析[M]. 北京:中国石化出版社,2003:166.
- [3] 郑文纬,吴克坚. 机械原理[M]. 北京:高等教育出版社,1997:34.
- [4] 李学志. 计算机辅助设计与绘图[M]. 北京:清华大学出版社,2007:22.
- [5] 卢章平,张艳. 不同有限元分析网格的转换[J]. 机械设计与研究,2009(6):10-14.