

吕梁市农机总动力预测

张建勋

(吕梁市农业机械化技术推广站, 山西 吕梁 033000)

摘要:以1979—2015年吕梁市农机总动力为研究基础,利用指数函数、三次多项式函数及BP神经网络分别建立农机总动力预测模型并进行样本比对。结果表明,BP神经网络和指数函数模型的平均绝对误差分别为1.11%和3.22%,低于三次多项式函数的平均绝对误差(8.05%)。利用BP神经网络模型和指数函数模型对2016—2021年吕梁市农机总动力进行预测,以期给农业机械化水平的发展提供参考。

关键词:农机总动力;预测;BP神经网络

中图分类号:S220 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-1795(2020)05-0021-03

Prediction for Total Power of Agricultural Machinery in Lvliang City

ZHANG Jianxun

(Lvliang Agricultural Mechanization Technology Extension Station, Lvliang Shanxi 033000, China)

Abstract: Based on research of total power of agricultural machinery in Lvliang city from 1979 to 2015, the exponential function, the cubic polynomial function and the BP neural network were used to establish prediction model of total power of agricultural machinery and compare the samples. Results showed that average absolute errors of the BP neural network and the exponential function model were 1.11% and 3.22%, respectively, which were lower than average absolute error of the cubic polynomial function (8.05%). Finally, the BP neural network model and the exponential function model were used to predict total power of agricultural machinery in Lvliang city in 2016—2021, with a view to providing a reference for development of agricultural mechanization level.

Keywords: total power of agricultural machinery, prediction, BP neural network

0 引言

吕梁市农业资源丰富,农业特色产业优势明显,是重要的红枣、核桃、马铃薯、食用菌、林下中药材、小杂粮及蔬菜产地。农机总动力是反映农业机械化发展水平的一个重要指标,是衡量农业现状的一个重要因素^[1]。准确预测吕梁市农机总动力,可有效辅助相关部门进行农业发展规划制定与实施,推动现代农业发展和农业产值提高。

程敬春等^[2]利用灰色模型分析法进行新疆农机总动力的发展预测,得到较好的预测结果。王金峰等^[3]将经验模态分解应用于农机总动力增长预测中。张静等^[4]采用混沌时间序列的一阶局域模型预测新疆农业机械总动力,得到较好的预测结果,平均绝对误差为0.64%。孟金凤^[5]论述了基于Shapley值组合预测农机总动力的思路和方法。吐尔逊·买买提等^[6]提出基于百分误差的计算属性重要度方法,得到较高的预测精度和较低的预测误差波动幅度。上述

研究为本研究提供了理论依据和方法。因此,本研究采用指数函数、三次多项式函数及BP神经网络法分别建立吕梁市农机总动力预测模型,分析预测结果,并对农机总动力进行预测,以期给吕梁市农业机械化的发展提供参考。

1 试验数据与处理方法

1.1 试验数据

采用1979—2015年吕梁市农机总动力进行预测分析,其变化趋势如图1所示。从总体上看,农机总动力呈上升趋势,最小值447 553 kW(1979年),最大值3 033 029 kW(2015年)。

1.2 指数函数预测模型

以年份作为输入量,农机总动力作为输出量,建立指数函数预测模型。为简化模型中的自变量,输入量中将1979年设定为0,依次递增,2015年即为36,共有37组数据。将1979—2009年所对应的数据用作训练样本,2010—2015年所对应的数据用作预测样本。

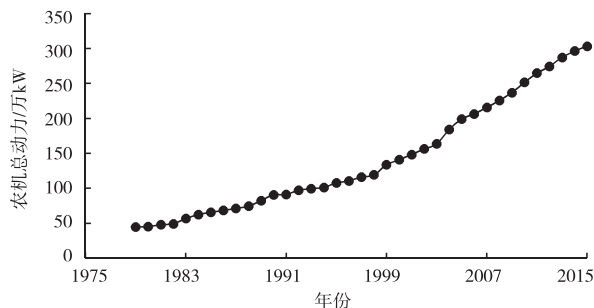


图1 1979—2015年吕梁市农机总动力

Fig. 1 Total power of agricultural machinery in Lvliang city from 1979 to 2015

1.3 三次多项式预测模型

三次多项式函数预测模型在输入量和输出量的设定中,与指数函数预测模型相同,建立年份和农机总动力之间的三次多项式函数。训练样本和预测样本与指数函数预测模型相同。

1.4 BP神经网络预测模型

BP神经网络是一种前馈式误差反向传播的神经网络,利用梯度搜索技术,实现网络输出值的实际值和期望值的均方误差最小,含有输入层、隐含层和输出层,具有模拟复杂非线性映射的能力,在网络的训练中可根据具体的问题设定中间层数和各层的神经元个数^[7-8]。

本研究中基于1979—2009年的数据集重新构建BP神经网络的时间序列,假定第*i*年的农机总动力为 X_i 。设定连续6年农机总动力所组成的6维数据作为输入量预测第12年的农机总动力,即第*i*+11年所对应的网络输入量 $X = [X_i, X_{i+1}, \dots, X_{i+5}]$,所对应的输出量 Y 为第*i*+11年的农机总动力 X_{i+11} 。假定共有*M*年的样本,重构后时间序列变为输入量*M*-5组,已知的输出量变为*M*-11组,故选择前*M*-11组分别用作训练样本和预测样本,最后6组用于未来年份中农机总动力的预测。

本研究的初始数据共有37年的农机总动力数据,重组后输入量为32组数据,前26组用作训练和测试样本。重组后,第1组输入量(前6年所形成的数据组)所对应的输出量为1990年的农机总动力。因此,训练样本的预测年份从1990年开始,将输出量为1990—2009年农机总动力所对应的数据组用作训练样本,将输出量为2010—2015年的农机总动力所对应数据组用作测试样本,最后6组用于2016—2021年农机总动力的预测。

2 预测模型建立与分析

2.1 指数函数模型

对1979—2009年的数据进行指数函数拟合,所

得预测模型为

$$Y = 45\,027e^{0.055\,3X} \quad (1)$$

式中 Y ——农机总动力, kW

X ——年份

将年份作为输入量,利用式(1)预测得到2010—2015年的农机总动力,其平均绝对误差为3.22%。

2.2 三次多项式函数模型

对1979—2009年的试验数据进行三次多项式函数拟合,所得预测模型为

$$Y = 68.837X^3 - 1\,355X^2 + 45\,805X + 410\,863 \quad (2)$$

根据式(2)预测2010—2015年的农机总动力,其平均绝对误差为8.05%。

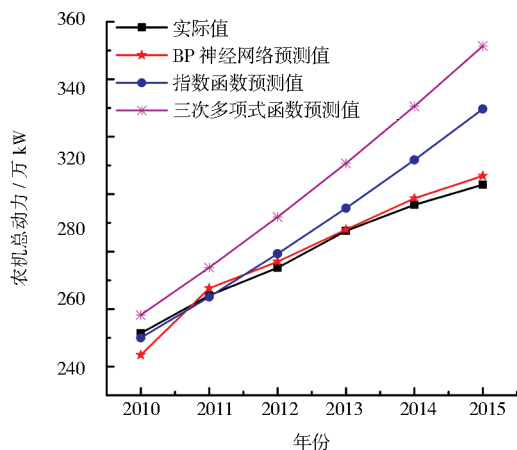
2.3 BP神经网络模型

BP神经网络训练中,训练集样本输入量为 20×6 维的数组,tansig和purelin函数分别设定为隐含层和输出层激励函数,trainlm函数设定为网络训练函数,隐层神经元数10,网络迭代次数100次,期望误差0.000 1,学习速率0.1。在第2次迭代时,均方误差0.008 9,得到较好的预测结果,对2010—2015年农机总动力进行预测,平均绝对误差为1.11%。

2.4 农机总动力预测

利用指数函数模型、三次多项式函数模型及BP神经网络模型所得2010—2015年农机总动力预测值和预测样本相对误差的绝对值图2所示。

由图2a可知,BP神经网络预测农机总动力的预测值和实际值最接近,差异性明显小于指数函数和三次多项式函数,其中三次多项式函数的预测值偏离实际值较大。由图2b可知,BP神经网络的相对误差绝对值(0.14%~3.01%)明显小于指数函数模型(0.20%~5.29%)和三次多项式函数模型(2.53%~15.91%)相对误差绝对值。结果表明,BP神经网络的预测能力好于指数函数和三次多项式



a. 农机总动力预测值

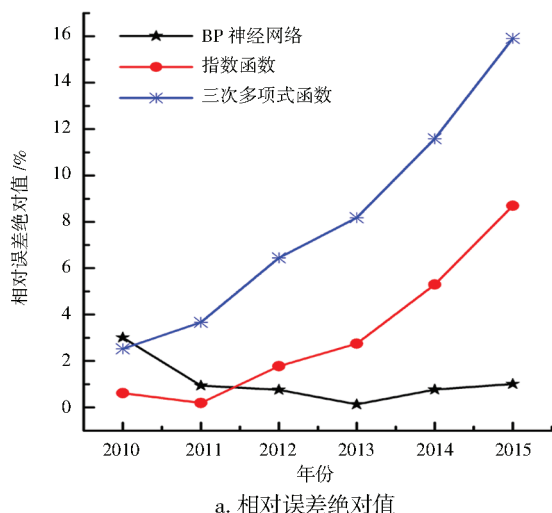


图2 2010—2015年农机总动力的预测

Fig. 2 Prediction of total agricultural machinery power from 2010 to 2015

函数, BP神经网络和指数函数模型的预测结果均较理想。

基于BP神经网络和指数函数模型,对2016—2021年吕梁市农机总动力进行预测,预测结果如表1所示,两种方法所得预测值均表明未来几年吕梁市的农机总动力将持续增长。2016—2019年吕梁市农机总动力是已知,该3年的数据用来对建模方法进行验证,2016—2019年吕梁市农机总动力是逐年增长的。2016—2019年BP神经网络的相对误差绝对值为0.80%~1.30%,指数函数的相对误差绝对值为10.25%~25.44%。BP神经网络的预测能力好于指数函数,与图2中预测结果一致。BP神经网络的预测结果较理想,表明该方法可用于进行农机总动力的预测。

表1 2016—2021年吕梁市农机总动力的预测结果

Tab. 1 Predictive results of total power of agricultural machinery in Lvliang city from 2016 to 2021

年份	农机总动力/kW		
	内部实际值	BP神经网络	指数函数
2016	3 160 126.326	3 131 528.417	3 484 046.288
2017	3 198 267.813	3 162 919.602	3 682 140.883
2018	3 249 653.295	3 207 444.035	3 891 498.666
2019	3 278 767.836	3 252 691.670	4 112 760.036
2020		3 272 235.904	4 346 601.801
2021		3 306 835.243	4 593 739.254

3 结论

本研究根据1979—2015年吕梁市农机总动力,利用指数函数、三次多项式函数及BP神经网络3种方法建立了农机总动力的预测模型。利用连续6年的农机总动力值重构了BP神经网络的输入量,并且对农机总动力进行预测。在对测试集的样本预测中,三

次多项式函数模型的预测能力较差,平均绝对误差为8.05%;BP神经网络和指数函数模型的预测能力较好,平均绝对误差分别为1.11%和3.22%。基于BP神经网络和指数函数模型预测2016—2021年吕梁市农机总动力,为吕梁市农业机械化的发展提供参考。

参考文献

- [1] 王吉权,邱立春,王福林,等. BP神经网络在农机总动力预测中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2013, 43(1): 72-79.
WANG Jiquan, QIU Lichun, WANG Fulin, et al. Application of BP neural network in total power of agriculture machinery forecast [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2013, 43(1): 72-79.
- [2] 程敬春,杨宛章,张刘洁. 运用GM(1,1)模型对新疆农机总动力发展状况预测[J]. 新疆农机化, 2012(1): 26-28.
- [3] 王金峰,闫东伟,鞠金艳,等. 基于经验模态分解与BP神经网络的农机总动力增长预测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 116-122.
WANG Jinfeng, YAN Dongwei, JU Jinyan, et al. Prediction of total power growth of agricultural machinery based on empirical mode decomposition and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(10): 116-122.
- [4] 张静,杨宛章. 基于混沌时间序列局域模型对农机总动力的预测[J]. 中国农机化学报, 2014, 35(5): 320-322.
ZHANG Jing, YANG Wanzhang. Forecast of total power of agricultural machinery based on local prediction model of Chaos time series [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014, 35(5): 320-322.
- [5] 孟金凤. 基于Shapley值的农机总动力组合预测方法[J]. 吉林农业, 2013(14): 65.
- [6] 吐尔逊·买买提,丁为民,谢建华. 时间序列组合预测模型研究:以农业机械总动力为例[J]. 南京农业大学学报, 2016, 39(4): 688-695.
MAMAT Tursun, DING Weimin, XIE Jianhua. Research of combination prediction model for time series: a case study in total power of agricultural machinery[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2016, 39(4): 688-695.
- [7] 潘治利,黄忠民,王娜,等. BP神经网络结合有效积温预测速冻水饺变温冷藏货架期[J]. 农业工程学报, 2012, 28(22): 276-281.
PAN Zhili, HUANG Zhongmin, WANG Na, et al. Prediction of shelf life for quick-frozen dumpling based on BP neural network and effective accumulated temperature theory [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(22): 276-281.
- [8] 王笑岩,王石. 基于BP神经网络的辽宁省农机总动力预测[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(2): 314-317.
WANG Xiaoyan, WANG Shi. Prediction on total power of agricultural machinery in Liaoning Province based on BP neural network [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(2): 314-317.