

工程实例

DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2026.02.014

BP人工神经网络模型用于水泵特性曲线拟合

徐锦, 笪跃武, 金一, 叶晓健, 胡淑圆, 王瑞, 王珂
(无锡市水务集团有限公司, 江苏 无锡 214000)

摘要: 通过对水泵运行数据的研究获得性能参数之间的非线性关系,是泵房评估、泵组节能和协同优化调度问题求解的关键。针对传统绘制方法的不足,提出一种利用反向传播(BP)人工神经网络模型快捷、高效地拟合每台水泵在实际生产环境中的流量-扬程($Q-H$)特性曲线,以提高曲线绘制精度、解决数值稀疏等新问题的新方法。实例证明,在相同扬程下,该方法的流量预测值与实际工况值误差维持在3%左右,能较准确地反映性能指标之间的关系。

关键词: 水泵; 流量-扬程特性曲线; BP人工神经网络; 拟合方法

中图分类号: TU991 **文献标识码:** B **文章编号:** 1000-4602(2026)02-0090-05

Application of BP Artificial Neural Network Model in Fitting Water Pump Characteristic Curve

XU Jin, DA Yuewu, JIN Yi, YE Xiaojian, HU Shuyuan, WANG Rui, WANG Ke
(Wuxi Water Group Co. Ltd., Wuxi 214000, China)

Abstract: Obtaining nonlinear relationships between parameters of water pumps through the operation data is crucial for evaluating pump rooms, energy-saving pump units, and solving collaborative optimization scheduling problems. Aiming at the shortcomings of traditional characteristic curve drawing methods, a new method is proposed to use back propagation (BP) artificial neural network model to quickly and efficiently fit the quantity-head ($Q-H$) characteristic curve of each water pump in the actual production environment, in order to improve the accuracy of curve drawing and solve the problem of numerical sparsity. At the same head, the examples prove that the error between the predicted flow value and the actual value remains around 3%, and can accurately reflect the relationship between performance indicators, which is particularly significant for production and practice.

Keywords: water pump; $Q-H$ characteristic curve; BP artificial neural network; fitting method

供水系统是支撑城市建设和居民日常用水的关键基础设施,输水泵房是其重要组成部分,而水泵的正常运行对居民及工商业用水具有重要的保障作用。水泵基本的性能参数包括流量(Q)、扬程(H)、功率(N)、效率(η)、转速(n)等,它们之间的关系和变化规律可以用一组特性曲线来表达,其中流量-

扬程($Q-H$)特性曲线可以直观、准确地反映水泵的工作性能,是经济合理地选择和使用水泵、分析研究泵体运行的基本资料 and 重要依据,同时也是泵房评估、泵组节能和协同优化调度问题求解的关键^[1-3]。

不同的水泵,其特性曲线不同,通常由设备生产厂家提供,即,生产厂家利用相似律,将模型试验数

据换算为真机数据得到。由于水泵使用年限的增加、安装质量的差异、各泵房运行工况等对设备性能的影响等,特性曲线较出厂时会存在一定的差异,故对水泵的 $Q-H$ 特性曲线重新进行识别具有重要的现实意义。但是由于绘制和应用精度的要求,校核水泵特性曲线是一项重要而烦琐的工作,选择合适的特性曲线拟合方法对于生产和实践来说作用重大。

为此,提出了一种反向计算水泵 $Q-H$ 特性曲线的方法,采用反向传播(BP)人工神经网络模型,利用水泵历史运行数据,反推水泵 $Q-H$ 曲线的近似公式,具有较好的精度。

1 传统拟合 $Q-H$ 特性曲线方法

为得到每台水泵的实际 $Q-H$ 特性曲线,工作人员长期以来都采用传统的憋泵法进行拟合。即,先通过调节出水阀开度来改变水泵工况,稳态运行3~5 min后记录不同频率下水泵的流量、出口压力、调节池水位等数据,再比较均匀地选取多组数据,依据最小二乘法原理采用多项式进行曲线的拟合,以便获得完整的水泵曲线^[4]。然而,应用憋泵法进行曲线拟合的限制较多,存在以下缺点:①现实条件限制。监测设备与水泵之间需有一定长度的直管段,但由于泵房布局紧凑,仪器安装受到现场条件的限制。②供水保障困难,为保障供水管网的安全可靠,泵房尤其在多台泵并联工作时,无法将单台泵独立运行进行试验测量。③安全隐患突出,阀门开度减小后,过高的压力可能对管道、阀门和其他设备造成损坏,甚至引发泄漏和爆炸。④拟合精度低。为了简化数据处理,一般认定 $Q-H$ 的数学关系为二次或三次非线性,当流量在设计点附近时则与认定的数学关系较符合,但当流量小于小流量点或大于大流量点时,计算值与实际值误差较大。⑤应用范围较窄。当水泵工作范围大时,必须采取分段拟合的方法才能满足精度要求,而多项式拟合不能进行数据泛化,给计算和成果使用带来了麻烦。多年以来,水厂泵房已安装完备的监测仪器,配备专业工作人员巡查记录,积累了大量水泵运行生产数据,然而关于如何有效地利用这些数据的研究却非常少见。

2 BP人工神经网络模型

随着计算机技术的发展,BP人工神经网络模型

正以其解决实际问题的卓越能力进入各种领域。它于1986年由Rumelhart等人提出,利用样本数据来实现输入和输出的非线性映射,能从样本数据中自动地逼近那些最佳刻画样本数据规律性的函数。水泵 $Q-H$ 特性曲线的拟合是一个难以精确建立数学模型而又易于收集学习样本的问题,且拟合模式可以为单输入、多输入、单输出、多输出的模式,而多项式拟合方法难以解决多因变量非线性的拟合问题。因而采用BP人工神经网络模型来解决该问题十分适宜,它具有较大的灵活性,可提高数据处理速度,节省计算时间,这对今后泵组节能优化尤为重要^[5]。因此,应用BP人工神经网络模型绘制水泵 $Q-H$ 特性曲线对于提高工作效率和水泵设计效果等都将起到积极作用。

BP人工神经网络的拓扑结构通常包括输入层、隐含层和输出层^[6]。每层由多个神经元组成,每一个节点和连接都可被视为一个函数,这些函数共同构成了复杂的数学模型。简单来说,可把这个数学模型理解为一个包含了大量特性曲线的高维空间,其中每条特性曲线都对应一种可能的输入和输出关系。

3 模型应用及分析

3.1 应用场景

以NQ水源厂输水泵房为例,验证本方法的可行性。该泵房(布置见图1)共2根出水管,中间由联络阀连通。附设2座调节池,中间设连通阀门,总调节容积8 100 m³。

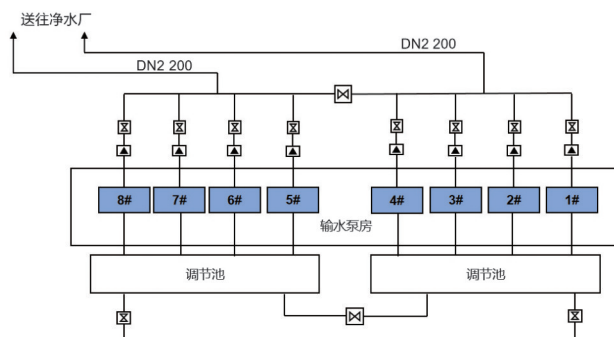


图1 NQ水源厂输水泵房布置

Fig.1 Layout of water supply pump room in NQ water source plant

输水泵房共8台增压泵,分为3种型号,均采用变频调速电机,且出水管上均装有单泵流量计、压力表。各泵流量、扬程等参数见表1。

表1 NQ水源厂输水泵房机组设备参数

Tab.1 Equipment parameters of the water supply pump room unit in the NQ water source plant

项目	类别	1#、7#、8#	2#、5#、6#	3#、4#
水泵	型号	SFWP40-800CD	32SAP-10JA	32SAP-10JC
	扬程/m	35.0	40.4	37.5
	流量/(m³/h)	10 000	6 984	6 984
	转速/(r/min)	740	590	590
	投运年份	2010	1999	1999
电机	型号	AMA500L8A	Y630-10	Y630-10
	额定电流/A	151.0	116.9	116.9
	额定功率/kW	1 250	1 000	1 000
	转速/(r/min)	750	595	595
	功率因数	0.83	0.86	0.86

3.2 模型的建立

3.2.1 变量选取及数据归一化处理

通过前期对参考文献的调研与分析,结合水泵数据的实际情况,发现 $Q-H$ 特性曲线受单泵流量、单泵出口压力、单泵频率、吸水井液位等因素的影响较大^[7-8]。

对2023年1月—8月NQ水源厂电子报表中的单泵流量、单泵出口压力、单泵频率、吸水井液位等4项参数间隔5 min的所有数据进行提取、整理并存入表中,便于后续模型训练和模型测试,共获得69 983组数据。通过补全空缺数据、修正异常数据的方法对样本数据进行清洗。对于连续多个空缺或者异常,且难以进行补全或者修正操作的数据,进行剔除。由于参数有不同的工程单位,各变量的大小在数值上差异很大,直接使用原始数据进行计算可能会产生梯度消失、减慢神经网络收敛和引起数值计算的不稳定,因此将原始数据输入网络前,需对其进行归一化的预处理,使其全部处于(0,1)区间,待训练结束后,再将输出结果进行反归一化^[9]。采用如下数学表达式:

$$P = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

式中: P 为归一化预处理后的数据; X 为原始数据; $X_{\min}$ 、 $X_{\max}$ 分别为原始数据中的最小值与最大值。

3.2.2 模型建立步骤

采用BP人工神经网络算法建立模型主要分为建模与应用2个阶段,主要步骤如下:①设计网络并随机初始化网络的权重;②利用已知数据确定样本

集,训练网络;③精度达到要求或达到设定的训练次数,训练结束;④将训练好的模型应用于预测仿真,输出相应于某频率和流量下的扬程值;⑤通过扫描法绘制 $Q-H$ 特性曲线。

3.2.3 模型设计

BP人工神经网络的设计,主要从网络的层数、每层中的神经元个数和激活函数以及学习速率等方面进行考虑。根据相关原理可知,通过充分学习的3层BP人工神经网络就能够实现从输入到输出的所有非线性映射,故采用3层网络模型对数据样本进行拟合。

将 t 时刻的单泵流量、单泵出口压力、单泵频率及吸水井液位, $t+1$ 时刻的单泵流量和频率,共6个因素作为输入向量,将 $t+1$ 时刻的单泵扬程作为输出向量。由于泵房中有8台水泵,因此输入神经元的个数为48,输出层的神经元个数为8。

确定隐含层神经元数的基本原则是在满足精度要求的前提下,网络结构尽可能紧凑,即取尽可能少的隐含层神经元数目。分别组建隐含层节点数为{16,32,64,128,256}的BP人工神经网络,最后根据预测效果,确定较为理想的隐含层单元数为64。BP人工神经网络结构可确定为48-64-8,其中隐含层和输出层的激活函数分别为非线性映射Leaky ReLU和线性映射logsig。

采用自适应矩估计(Adam)梯度下降算法训练网络,并设定相应的超参数。其中,最大迭代次数(epochs)设定为1 000,每10个epochs在测试集上检验模型的效果,每个批次(mini-batch)设定为32,初始学习率为0.001,学习率每300个epochs减半,使用均方误差(MSE)作为模型的误差损失,训练结束后选取误差损失最小的验证模型作为最终结果。

3.3 结果分析

3.3.1 训练结果与分析

迭代1 000次后训练时的MSE及拟合关系分别如图2、3所示。

由图2、3可知,扬程序列在训练10次左右即接近收敛,MSE越接近于0,说明模型拟合情况越好,数据预测也越成功。由图3线性回归分析检验结果可以看出,输出值的相关系数 $R=0.9652$,说明设计的BP人工神经网络模型训练比较充分,输出值与试验数据基本拟合,结果见表2(仅给出8组数据结果作为示意)。

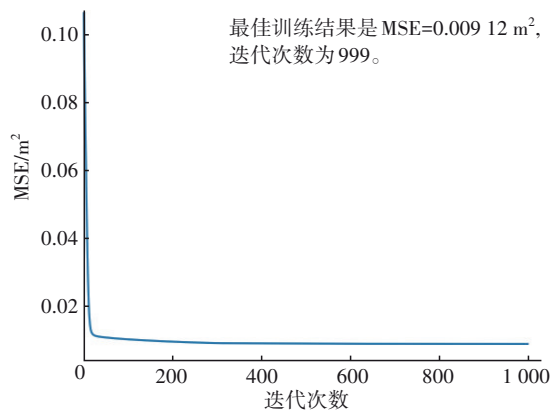


图2 MSE曲线

Fig.2 MSE curve

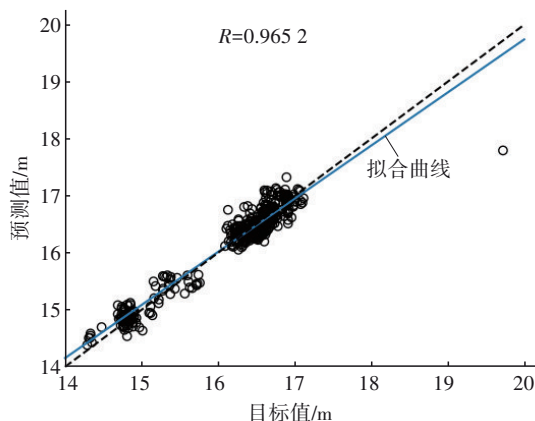


图3 线性回归分析检验

Fig.3 Linear regression analysis test diagram

表2 训练样本拟合误差

Tab.2 Training sample fitting errors

i	1	2	3	4	5	6	7	8
样本值 $Q/(m^3/h)$	6 259	6 277	6 307	6 331	6 337	6 388	6 485	6 967
样本值 H/m	16.65	16.69	16.70	16.58	16.64	16.47	16.14	14.77
拟合值 H/m	16.72	16.68	16.62	16.57	16.56	16.45	16.22	14.79
拟合误差/ m	0.07	0.01	0.08	0.01	0.08	0.02	0.08	0.02

由表2可见,拟合的误差较小,可以满足实际应用需要。网络训练结束后,网络参数就已经确定。此时可以利用网络拟合计算水泵最新的 $Q-H$ 特性曲线,并且以后计算也不必再进行训练。

3.3.2 模拟结果与分析

确定了参数的神经网络拟合模型可被视为一个对样本数据趋势进行最佳拟合的函数,针对具有相似特性的水泵可以被反复调用。即,随机选择一

个时刻的数据,输入大量目标范围内均匀分布的单泵流量,并保持其他输入特征不变,从而得到该时刻环境下与输入流量对应的扬程输出数据;再通过扫描法将得到的流量扬程点连接起来,最后可得到特定频率下的 $Q-H$ 特性曲线。

BP神经网络模型预测模块已嵌入NQ水源厂输水泵房智能控制系统,可为机泵选型、现有机泵合理性评价、机泵健康度评价、预测性维护等服务。图4以8#泵为例,同时展示了理论法、憋泵法和BP模型法拟合的36 Hz下的 $Q-H$ 特性曲线。其中,理论法曲线为水泵出厂时由厂家测得;憋泵法曲线为2022年10月测得;BP模型法曲线为每周定时使用最近3个月的真实运行数据得到。可明显看出,3种曲线外观形态虽相似,但水泵运行实际工况点(红点)更接近BP模型法拟合的曲线,表明BP模型法的通用性和适应性更强,具有一定的可信度,能更好地还原当前工作环境真实曲线的形态。另外,理论法和憋泵法得到的特性曲线较固定,BP模型法后续可跟踪数据并每周定期更新曲线,能够灵敏反映系统的动态变化。

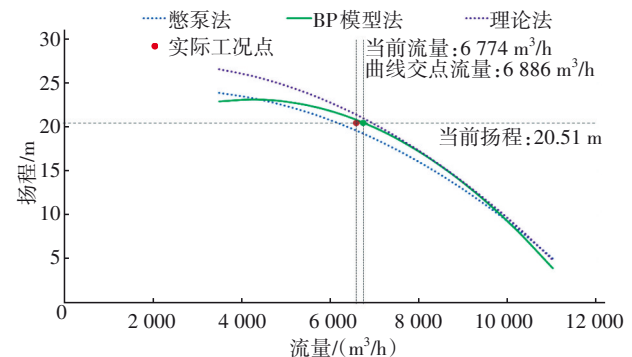


图4 8#泵在36 Hz下的 $Q-H$ 特性曲线

Fig.4 Quantity-head ($Q-H$) characteristic curve of No.8 pump at 36 Hz

同时,BP神经网络是对水泵各性能参数之间的变化规律进行拟合,能更多挖掘数据之间内在的变化特征,样本越多,拟合优势越明显。以8#泵为例,通过上线1个月的数据统计发现,在相同扬程下,实际流量与BP模型法曲线流量之间的误差,随着样本的不断增多而逐步减小,现维持在3%左右(见图5),说明此模型具有一定的可信度,未出现模型失真情况。若进一步改进神经网络,采用多层结构和其他改进的BP神经网络模型,其输出精度还可进一步提高。



图5 8#泵流量偏差监测

Fig.5 Flow deviation monitoring of No.8 pump

4 结论与展望

① 利用BP人工神经网络建模并定期更新水泵 $Q-H$ 特性曲线,能准确和动态地反映水泵性能指标间的相互关系和变化规律,实例证明该方法精确度较高,相同扬程下流量误差可控制在3%左右,能满足水泵实际性能测试应用需求。

② BP人工神经网络模型具有记忆功能,模型参数经直接引用或进行微调便可推广于具有相似特性的一系列水泵性能试验、检测、分析中继续使用,实用价值显著。

③ BP人工神经网络模型程序设计简单、可操作性强,在今后研究中可尝试编制一个接口软件,将水泵性能校核辅助系统与泵房SCADA系统相连接,为泵房合理性评估、机泵健康度评价、泵组节能降耗和优化调度提供一个较好的工具,在调度实践中具有较大的推广价值。

参考文献:

- [1] 王彤,杨军. M市供水泵站优化调度模型及应用[J]. 水电能源科学, 2019,37(7):141-145.
WANG T, YANG J. Study on optimal dispatching of water supply pumping stations in M city [J]. Water Resources and Power, 2019, 37 (7) : 141-145 (in Chinese).
- [2] 侯秀丽,张雪,蒋福春,等. 水厂取水泵组优化调度设计[J]. 给水排水, 2020,46(8):31-36.
HOU X L, ZHANG X, JIANG F C, et al. Optimal scheduling design of water intake pump group in water plant [J]. Water & Wastewater Engineering, 2020, 46 (8):31-36(in Chinese).
- [3] 吴阮彬. 基于改进遗传算法的泵站优化调度研究[J]. 水利科技与经济, 2022(4):63-67.
WU R B. Research on optimal scheduling of pumping stations based on BP neural network [J]. Water Conservancy Science and Technology and Economy, 2022(4):63-67(in Chinese).

- [4] 梁山城,夏培松. 水泵性能曲线拟合研究[J]. 中国农机化学报, 2014,35(4):111-113.
LIANG S C, XIA P S. Study on the pump performance curve fitting [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014,35(4):111-113(in Chinese).
- [5] 顾杰,王嘉,邓俊晖,等. 基于ARIMA模型与BP神经网络算法的水质预测[J]. 净水技术, 2020, 39(6):73-82.
GU J, WANG J, DENG J H, et al. Water quality prediction based on ARIMA model and BP neural network algorithm [J]. Water Purification Technology, 2020,39(6):73-82(in Chinese).
- [6] 孟凡英,范美霞. MATLAB在离心式水泵性能曲线测定中的应用[J]. 青岛建筑工程学院学报, 2002,23(2):55-58.
MENG F Y, FAN M X. The application of MATLAB in water pump characteristic curve measurement [J]. Journal of Qingdao Institute of Architecture and Engineering, 2002, 23(2):55-58(in Chinese).
- [7] 徐鹏,孟凡琳,徐速,等. 基于区域灵敏度分析的水泵曲线校核方法及应用[J]. 中国给水排水, 2015,31(7):50-52.
XU P, MENG F L, XU S, et al. Calibration method and application of pump curves based on regional sensitivity analysis [J]. China Water & Wastewater, 2015,31(7):50-52(in Chinese).
- [8] 胡静文,陈会娟. 水厂二级泵房泵组智能化控制系统设计与应用[J]. 自动化仪表, 2022(8):16-20,30.
HU J W, CHEN H J. Design and application of intelligent control system of pump group in secondary pump station of water plant [J]. Process Automation Instrumentation, 2022(8):16-20,30(in Chinese).
- [9] 聂勋科. 基于神经网络的污水出水COD预测模型[J]. 重庆工学院学报(自然科学版), 2008(8):156-161,172.
NIE X K. A pre-treatment model for calculative COD of sewage discharge on NN [J]. Journal of Chongqing Institute of Technology (Natural Science), 2008 (8) : 156-161,172(in Chinese).

作者简介:徐锦(1994—),女,江苏无锡人,硕士,中级工程师,主要研究方向为水厂生产、建设、运行管理,智慧水务,供水管网规划。

E-mail:676992942@qq.com

收稿日期:2024-07-08

修回日期:2024-09-26

(编辑:衣春敏)