文章编号:0253-4339(2020) 01-0089-07 doi:10.3969/j.issn.0253-4339.2020.01.089

基于粒子群优化算法和 BP 神经网络的变频压缩机功率预测

龚麒鉴 郭亚宾 陈焕新 程亚豪 许珅鸣

(华中科技大学能源与动力工程学院 武汉 430074)

摘 要 本文针对变频压缩机的功率测量困难,测量误差大等问题,提出了一种仿真测量模型。利用粒子群算法寻找全局最优 粒子,用它初始化 BP 神经网络的阈值和权值,测量变频压缩机的功率。本文共建立了 3 种仿真模进行对比,分别为 BP 神经网 络模型、GA-BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型,然后分别通过 3 种模型的内插、蒸发温度外推和冷凝温度外推的测试方 法对变频压缩机进行功率测量,对比分析其预测结果的平均相对误差和拟合程度。结果表明:基于粒子群算法优化的 BP 神经 网络模型明显优于其他两个模型,特别是在冷凝温度外推测试中,较其他两个神经网络相对误差降低了 1.11%、2.64%,3 种测试 方法下的平均相对误差均小于 1%,拟合程度在 0.9 以上,表明基于粒子群算法优化的 BP 神经网络模型对变频压缩机功率有较 好的测量能力,而且有较强的泛化能力。

关键词 变频压缩机;压缩机功率测量;粒子群算法;BP 神经网络 中图分类号:TB61⁺1;TQ051.5 **文献标识码**:A

Prediction of Variable-speed Compressor Power Based on Particle Swarm Optimization and Back Propagation Neural Network

Gong Qijian Guo Yabin Chen Huanxin Cheng Yahao Xu Shenming

(School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China)

Abstract A prediction method based on simulation is proposed to reduce the difficulty and the large error in measuring the power of variable-speed compressor. The threshold and weight of a back propagation (BP) neural network were initialized by particle swarm optimization to measure the power of the variable-speed compressor. In this study, a total of three kinds of simulation models were established for comparison, i.e., a BP neural network model, a genetic algorithm (GA)-BP neural network model, and a particle swarm optimization (PSO)-BP neural network model. Then, the power of variable-speed compressor was predicted through the interpolation of three models, as well as the extrapolation of evaporation temperature and condensation temperature. The predicted results and the average relative fitting degree error were compared and analyzed. The results showed that the BP neural network model based on the particle swarm algorithm optimization was superior to the other two models. For the extrapolation tests of condensation temperature, in particular, the relative error of BP neural network model was reduced by 1.11% and 2.64%, respectively, compared with the other two neural networks. For the three methods, the average relative error was within 1% and the fitting degree was above 0.9, indicating that the BP neural network model based on the particle swarm algorithm optimization can adequately obtain the power of variable-speed compressor and has a strong generalization ability.

Keywords variable-speed compressor; measurement of compressor power; particle swarm optimization; BP neural network

随着现代社会发展的需求,变频空调因节能、噪音低、温控精度高等特点,在制冷应用中广泛使用。因此,作为变频空调"心脏"的变频压缩机,针对它的仿真研究备受关注。相关研究表明空调系统能耗^[1]约占建筑能耗的 50%,因此降低空调系统能耗对提高建筑能效具有重要意义,而空调耗电量最多的部位

是压缩机,所以压缩机功率^[2]对空调系统的能效具

收稿日期:2018-09-25;修回日期:2019-02-06

有重要意义。此外,压缩机功率^[3]也是空调系统的 重要参数,在空调系统故障检测和诊断中有重要作 用。但对于普通制冷系统来说,传统方法测量压缩机 功率的成本较高,在实际应用中较困难。本研究旨在 为变频压缩机功率测量提出一种新的数据挖掘策略,

基金项目:国家自然科学基金(51876070, 51576074)资助项目。(The project was supported by the National Natural Science Foundation of China (No.51876070 & No.51576074).)

^{— 89 —}

使空调系统大量丰富的运行数据得以利用。

压缩机因其复杂性和多样性,特性除受热力学基 本定律的影响,还与生产工艺和装置结构密切相关, 难以建立高精度通用的仿真模型。Li Haorong 等^[4] 建立了恒频压缩机的虚拟压缩机功率传感器.采用 10 系数法。Guo Yabin 等^[5]利用函数拟合的方法,建 立了 VRF 系统虚拟变速压缩机功率传感器模型。该 类经验公式法方法简单,但特性表达不全面、适用范 围小、仿真精度低。神经网络法^[6]具有自学习功能 和非线性特征,可以减小实际压缩机和模型工作性 能之间的偏差。王伟等^[7]建立 BP 神经网络模型,对 半封闭往复式压缩机进行预测,但 BP 算法的本质是 基于梯度下降的算法,易收敛于局部最小值,学习速 率固定,收敛速度慢,鲁棒性能不好。Zhang Yanxi 等^[8-10]利用遗传算法改良了 BP 神经网络模型,采用 GA-BP 模型进行定频压缩机功率模型预测,获得了较 好的预测结果,但不能适用于变频压缩机。因此,利用 相关算法改良 BP 神经网络模型,用于变频压缩机的 仿真,将会是一种较为有效的方法。

据此,本文建立了粒子群算法改良后的 BP 神经 网络模型(PSO-BP),并建立了其他两种压缩机神经 网络模型,分别为 BP 神经网络模型、遗传算法改良 后的 BP 神经网络模型(GA-BP),与 PSO-BP 神经网 络模型进行对比,利用压缩机本身的运行参数获得压 缩机功率的仿真结果。首先介绍了 BP 神经网络、 GA-BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型的基 本原理,然后介绍实验系统和数据特性,再利用建立 的 3 个模型对压缩机输入功率进行仿真预测,研究所 建立模型对测试样本的内插和外推能力,以拟合优度 (R-square)和平均相对误差(mean absolute percentage error,MAPE)作为评判指标,通过对比分析预测结 果,寻找合适的压缩机神经网络模型,获得较高的压 缩机功率预测精度。

1 压缩机神经网络模型

神经网络模型是由大量的、简单的处理单元(称 为神经元)广泛地互相连接而形成的复杂网络系统, 反映了人脑功能的许多基本特征,是一个高度复杂的 非线性动力学习系统。

1.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络^[11]是一种多层前馈型神经网络,用 S 型函数作为其神经元的传递,输出连续量的范围为 0~1,可做到从输入到输出的非线性映射。因为其权 值的修正是用反向传播学习算法,所以叫做 BP 网络 (back propagation network)。 BP 学习算法^[12]的具体过程:

1) 网络初始化。

2) 隐含层输出计算。由输入样本、隐含层的阈 值、输入层和隐含层间的权值计算隐含层输出。

3)输出层输出计算。通过步骤 2)计算得出的隐 含层输出 H、阈值 b 和权值 ω_{jk},得出神经网络预测输 出 O,如式(1)所示。

$$O_{k} = \sum_{j=1}^{l} H_{j} \omega_{ij} - b_{k} \quad k = 1, 2, \dots, m$$
(1)
4)误差计算。

5)更新阈值。由步骤 4)计算得出的神经网络预测误差 e 更新阈值 a,b,如式(2)和式(3)所示。

$$a_{j} = a_{j} + \eta H_{j}(1 - H_{j}) \sum_{k=1}^{m} \omega_{jk} e_{k} \quad j = 1, 2, ..., l$$
(2)

$$b_k = b_k + e_k$$
 $k = 1, 2, \dots, m$ (3)

6)更新权值。由步骤4)计算得出的神经网络预测误差 *e* 更新权值 ω_{ii}、ω_{ik}, 如式(4)和式(5)所示。

$$\boldsymbol{\omega}_{ij} = \boldsymbol{\omega}_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) \boldsymbol{x}(i) \sum_{k=1}^m \boldsymbol{\omega}_{jk} \boldsymbol{e}_k \tag{4}$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k \quad j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m$$
(5)

式中:η为学习速率。

7)重复步骤2)~6),直至预测误差满足预测精 度要求。

1.2 GA-BP 神经网络模型

遗传算法^[13-14](genetic algorithm, GA)运用遗传 算法代替传统算法找出网络的权值,可以避免出现局 部最小值的问题,拥有全局寻找和快速高效的优点, 具有良好的全局优化性能和很强的宏观搜索能力,从 而使预测精度得到极大提高。

GA-BP 网络学习算法^[15-16]的具体过程是:首先 初始化种群,然后计算适应度函数,适应度函数是指 根据个体得到的 BP 神经网络的初始阈值和权值,用 训练数据训练 BP 神经网络后预测系统输出,把实际 输出和预测输出之间的误差绝对值之和作为适应度 值 *F*,如式(6)所示。

$$F = k(\sum_{i=1}^{n} abs(y_i - o_i))$$
(6)

式中:n 为网络输出节点数; o_i 为第 i 个节点的 预测输出; y_i 为第 i 个节点的期望输出; k 为系数。

接着进行选择、交叉、变异操作,最后将新个体插 入种群中,计算其适应度函数,若满足要求则结束,不 满足则继续进行下一轮计算,直至满足精度要求。遗 传算法优化的 BP 神经网络流程如图 1 所示。

— 90 —



图 1 GA-BP 算法的优化流程图 Fig.1 The optimization flow chart based on GA-BP algorithm

1.3 PSO-BP 神经网络

粒子群优化算法^[17](particle swarm optimization, PSO)是计算智能领域中的一种群体智能优化算法。 其基本原理^[18]是算法中每个粒子均为极值优化问题 的一个潜在解,对应一个适应度函数计算出的适应度 值。粒子随自己及其他粒子的移动经验自动调整其 速度,决定了它的移动距离和方向,从而实现了在整 个空间内的寻优。

PSO-BP 网络学习算法的具体过程:首先对每个 粒子的位置和速度赋随机值,然后更新粒子位置和速 度,每次迭代,粒子根据全局极值 P_g 和个体极 P_i 值 更新速度和位置,如式(7)和式(8)所示。

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^{k} + c_1 r_1 (P_{id}^{k} - X_{id}^{k}) + c_2 r_2 (P_{gd}^{k} - X_{id}^{k})$$
(7)

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^{k} + V_{id}^{k+1}$$
(8)

式中: ω 为惯性权重;d=1, 2, ..., D; k 为当前 迭代次数;i=1, 2, ..., n; c_1 和 c_2 为加速度因子,为 非负常数; V 为粒子的速度;X 为粒子的位置; r_1 和 r_2 随机数,范围为[0, 1]。最后根据新种群中粒子的适 应度值更新群体极值和个体极值。适应度值可由适 应度函数计算得到,函数如式(9)所示。

$$y = -c_1 \exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^n x_j^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{j=1}^n \cos(2\pi x_j)) + c_1 + e$$
(9)

式中: c1 为种群粒子数;n 为粒子维数。

基于 PSO 算法优化的 BP 神经网络优化流程如 图 2 所示。

2 实验介绍及测试方法

实验中压缩机选用变频压缩机,实验在夏季进行,制冷剂使用 R410A,充油量为 0.5 L,吸气过热度为 11 ℃。过冷度为 8 ℃。实验可研究蒸发温度、冷凝温度和压缩机频率的变化对压缩机输入功率的影响。

实验中制冷系统主要装置包括变频压缩机、蒸发器、冷凝器和节流阀,在冷凝器进出口、蒸发器进口、 中段、出口布置压力传感器,根据其平均值可近似求 得蒸发冷凝压力,然后换算出蒸发冷凝温度,实验系 统原理如图 3 所示。蒸发温度的区间为(-26.93 ℃, 13.25 ℃),冷凝温度的区间为(10 ℃,60 ℃),压缩 机频率变化区间为(30 Hz,90 Hz),压缩机模型仿真 的工况条件如图 4 所示,部分数据如表 1 所示,实验 测得数据用于压缩机功率传感器仿真模型的构建。

实验测得数据包含 3 个输入参数:蒸发温度、 冷凝温度和压缩机频率,一个输出参数:压缩机输 入功率。在测试仿真模型中,采用数据内插、蒸发 温度外推、冷凝温度外推 3 种测试方法,验证所建 立的模型的可靠性。数据内插可以测试训练范围 内的样本预测能力,数据外推则可以反映训练样本 外测试样本的预测能力,可以更好的检测模型的泛

— 91 —



图 2 PSO-BP 算法的优化流程图 Fig.2 The optimization flow chart based on PSO-BP algorithm

化能力。数据内插采用在工况范围内随机取点获得,蒸发温度外推和冷凝温度外推选择正向外推获

— 92 —



图 3 实验系统原理

Fig.3 The principle of experimental system



图 4 压缩机工况范围

Fig.4 Compressor operating range

表1压缩机功率实验测得数据样例(部分)

Tab.1 Sample data measured by power experiment of compressor (part)

样本编号	蒸发温 度/℃	冷凝温 度/℃	频率/ Hz	输入功 率/W
1	-17.74	60	30	3 940. 64
2	-17.18	60	30	3 936.05
3	-16.83	60	30	3 933. 18
4	-16.61	60	30	3 931. 39

得。神经网络模型使用 MAPE 和 R-square 作为性能 评价指标,如表 2 所示。其计算公式如式(10)和式 (11)所示。

$$MAPE = \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_i^{\wedge} - y_i}{y_i} \right| \cdot \frac{100}{n}$$
(10)

R-square =
$$\frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \overline{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \overline{y}_i)^2}$$
(11)

式中: \hat{y}_i 为预测数据; y_i 为实际数据; \overline{y}_i 为原始数据均值。

	表 2	神经网络	各性能证	平价指标	
Tab.2	Evaluation	index of	neural	network	performance

评价指标	中文名	意义
R-square	拟合优度	表示网络拟合程度,越接近1
		效果越好
MAPE	平均相对误差	表示预测和实际的误差,越接
		近0效果越好

压缩机输入功率测试样本分布如图 5 所示。由图 5 可知,当压缩机频率给定时,在一定冷凝温度下(10、 20、30、40、50 和 60 ℃)的蒸发温度和压缩机功率之间 的关系。所选的压缩机频率分别为 30、60 和 90 Hz。



图 5 压缩机输入功率测试样本分布

Fig.5 Sample distribution of compressor input power test

压缩机功率传感器仿真模型中样本总数为 1056,然后,神经网络模型将使用实验数据进行测 试。内插时随机选取 50 个样本作为测试集,剩余 1006 个样本为训练集;蒸发温度外推时,在蒸发温度 11℃点开始外推,27个点作为测试集,1029点作为训 练集;冷凝温度外推时,60℃作为外推的冷凝温度,选 择 25 个样本作为测试集,855 个样本作为训练集。

3 结果分析

本文针对内插、蒸发温度外推、冷凝温度外推 3 种测试方法分别对 3 种模型进行对比分析,仿真结果 如表 3 所示。PSO-BP 模型的压缩机输入功率预测相 对误差如图 6~图 8 所示,除了极少处异常值(笔者 分析是因制冷系统未稳定或人为误差造成的异常 值)外,PSO-BP 模型的预测结果的相对误差均在 1% 以内,效果良好。可以看出:1)数据内插时,3 种模型 平均相对误差均较小,在 1%以内,拟合优度均接近 1,预测良好;2)蒸发温度外推时,PSO-BP 神经网络 模型预测能力最好,平均相对误差为 0.41%,拟合优 度为 0.999 9;3)冷凝温度外推时,BP 神经网络和 GA-BP 神经网络模型均出现预测误差较大的情况, PSO-BP 模型仍表现出较好的预测能力。



图 6 PSO-BP 神经网络内插法压缩机输入功率误差 Fig.6 The interpolation compressor input power error of PSO-BP neural network



- 图 7 PSO-BP 神经网络蒸发温度外推压缩机输入功率误差
- Fig.7 The evaporation temperature extrapolated compressor input power error of PSO-BP neural network





表 3 三种模型压缩机输入功率预测结果

Tab.3 The compressor input power prediction results of three models

方法	模型	训练集	测试集	MAPE/%	R-square
内插	BP 网络模型	1 006	50	0. 55	0.9998
	GA-BP 模型	1 006	50	0. 47	0.9999
	PSO-BP 模型	1 006	50	0.87	0.9999
蒸发	BP 网络模型	1 029	27	0. 49	0. 999 9
温度	GA-BP 模型	1 029	27	0. 48	0.9999
外推	PSO-BP 模型	1 029	27	0.41	0.9999
冷凝	BP 网络模型	855	25	1. 59	0.757 4
温度 外推	GA-BP 模型	855	25	3.12	0.5868
	PSO-BP 模型	855	25	0. 48	0.926 8

4 结论

本文利用变频压缩机输入功率实验得到的相关数据,建立了粒子群算法优化后的 BP 神经网络模型 (PSO-BP),并建立压缩机的 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型与之形成对比,通过模型对压缩机输 入功率进行内插、蒸发温度外推、冷凝温度外推实验, 对比分析各模型的预测能力。得出如下结论:

1) PSO-BP 神经网络模型在内插测试方面效果 很好,平均相对误差为 0.87%, 拟合优度为 0.999 9, 预测误差范围为(-1.34%, 1.11%), 说明 PSO-BP 模 型可提高对于已训练数据的拟合效果。

2)在研究模型外推能力时,发现 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型在冷凝温度外推时出现较大的误差,甚至出现了仿真失效的情况,而 PSO-BP 神经网络预测效果依然好,2 种外推测试的平均相对误差分别为 0.41%,0.48%。蒸发温度外推的误差范围为(-1.13%,1.12%),冷凝温度外推的误差范围为

(-0.05%,1.67%),说明 PSO-BP 模型对不在训练集内的数据拟合效果同样很好,即可以提高神经网络的泛化能力。

3) PSO-BP 神经网络模型在 3 种模型中预测效 果最好,具有良好的应用价值。

参考文献

- [1] HUANG W Z, ZAHEERUDDIN M, CHO S H. Dynamic simulation of energy management control functions for HVAC systems in buildings [J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47(7/8):926-943.
- [2] 丁国良,张春路,李灏. 神经网络在空调器仿真中的应用研究[J]. 制冷学报, 1999, 20(2):33-39.(DING Guoliang, ZHANG Chunlu, LI Hao, et al. Application of artificial neural networks in simulation of air conditioners
 [J]. Journal of Refrigeration, 1999, 20(2):33-39.)
- [3] 周镇新,李绍斌,谭泽汉,等. 基于 PCA-Clustering 的压 缩机回液故障诊断[J].制冷学报,2018,39(4):111-118.(ZHOU Zhenxin, LI Shaobin, TAN Weihan, et al. Fault diagnosis for compressor liquid floodback based on PCA-Clustering[J]. Journal of Refrigeration, 2018, 39 (4):111-118.)
- [4] LI Haorong, BRAUN J. Virtual refrigerant pressure sensors for use in monitoring and fault diagnosis of vapor-ompression equipment[J]. HVAC & R Research, 2009, 15(3): 597-616.
- [5] GUO Yabin, LI Guannan, CHEN Huanxin, et al. Development of a virtual variable-speed compressor power sensor for variable refrigerant flow air conditioning system [J]. International Journal of Refrigeration, 2016, 74:73-85.
- [6] 唐景春, 滕勤, 左承基, 等. 人工神经网络在制冷压缩 机热力性能计算中的应用[J]. 流体机械, 2008, 36
 (7):41-43. (TANG Jingchun, TENG Qin, ZUO Chengji, et al. Application of artificial neural network in computing thermodynamic performance of refrigeration compressor[J]. Fluid Machinery, 2008, 36(7):41-43.)
- [7] 王伟,姚杨,马最良,等. 基于 BP 神经网络的压缩机 性能预测模型的建立[J]. 流体机械, 2005, 33(9):21-24. (WANG Wei, YAO Yang, MA Zuilinag, et al. Model of compressor performance prediction based on error backpropagation artificial neural network[J]. Fluid Machinery, 2005, 33(9):21-24.)
- [8] ZHANG Yanxi, GAO Xiangdong, KATAYAMA S, et al. Weld appearance prediction with BP neural network improved by genetic algorithm during disk laser welding [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2015, 34:53-59.
- [9] XIAO Hongfei, TIAN Yunli. Prediction of mine coal layer spontaneous combustion danger based on genetic algorithm and BP neural networks[J]. Procedia Engineering, 2011,

26(1):139-146.

- [10] HAN Li, ZHANG Zhenyu. The application of immune genetic algorithm in main steam temperature of PID control of BP network[J]. Physics Procedia, 2012, 24(1):80-86.
- [11] 丁国良,李灏. 制冷压缩机热力性能的神经网络模拟
 [J]. 上海交通大学学报, 1999, 33(3):265-267.(DING Guoliang, LI Hao. Neural network method for predicting refrigeration compressor performance[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 1999, 33(3):265-267.)
- [12] 李丽霞. BP 神经网络及其在疾病预后分类问题中的应用[D]. 太原:山西医科大学, 2002.(LI Lixia. BP neural network and its application in classification of disease prognosis[D]. Taiyuan:Shanxi Medical University, 2002.)
- [13] 李晔. 基于一种改进遗传算法的神经网络[D]. 太原: 太原理工大学, 2007.(LI Ye. Neural network based on an improved genetic algorithm[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2007.)
- [14] 郭梦茹,陈焕新,郭亚宾,等. 基于遗传算法和 BP 神 经网络的多联机阀类故障诊断[J]. 制冷学报, 2018, 39 (2):119-125. (GUO Mengru, CHEN Huanxin, GUO Yabin, et al. Valve fault diagnosis of variable refrigerant flow system based on genetic algorithm and back propagation neural network[J]. Journal of Refrigeration, 2018, 39 (2):119-125.)
- [15] 王学会. 遗传算法和 BP 网络在发酵模型中的应用[D].
 天津:天津大学, 2007.(WANG Xuehui. Application of genetic algorithm and BP network in fermentation model[D].
 Tianjin: Tianjin University, 2007.)
- [16] 侯林波. 基于遗传神经网络算法的基坑工程优化反馈

分析[D]. 大连:大连海事大学, 2009.(HOU Linbo. Optimization feedback analysis of foundation pit engineering based on genetic neural network algorithm [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2009.)

- [17] 杨朝霞,方健文,李佳蓉,等. 粒子群优化算法在多参数拟合中的应用[J]. 浙江师范大学学报(自然科学版),2008,31(2):173-177.(YANG Zhaoxia, FANG Jianwen, LI Jiarong, et al. Application of particle swarm optimization to multiparameters fitting[J]. Journal of Zhe-jiang Normal University, 2008, 31(2):173-177.)
- [18] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. Piscataway: IEEE, 1998: 69-73.

通信作者简介

陈焕新,男,教授,华中科技大学制冷与低温实验室,(027) 87558330,E-mail:chenhuanxin@tsinghua.org.cn。研究方向:制 冷空调系统计算机模拟及优化,制冷空调设备开发及新技术, 车辆制冷及其测控技术。

About the corresponding author

Chen Huanxin, male, professor, Refrigeration and Cryogenics Laboratory, Huazhong University of Science and Technology, +86 27-87558330, E-mail: chenhuanxin@ tsinghua.org.cn. Research fields: computer simulation and optimization of refrigeration and air conditioning system, refrigeration and air conditioning equipment development and new technology, vehicle refrigeration and its control technology.