

基于BP神经网络ORC系统仿真及变工况运行预测

陈锴煌, 卢沛, 罗向龙, 陈颖

(广东工业大学材料与能源学院, 广东广州 510006)

摘要:有机朗肯循环(ORC)系统实验是验证或获得系统性能的有效手段,为了在实验工况有限的前提下获得ORC系统最优运行工况,本文在ORC系统变工况实验研究的基础上,提出了基于BP神经网络的ORC系统性能预测方法并建立了仿真模型。预测结果表明:该模型验证最大误差为3.30%,能够预测出ORC热力性能更优的运行工况,其系统净输出功率最大值1.47 kW时的运行质量流量为0.15 kg/s,热效率最大值3.71%时的运行质量流量为0.134 kg/s。

关键词:有机朗肯循环;BP神经网络;热力性能;运行工况

中图分类号:TK123 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2023.09.007

[引用本文格式]陈锴煌,卢沛,罗向龙,等.基于BP神经网络ORC系统仿真及变工况运行预测[J].热能动力工程,2023,38(9):56-62. CHEN Kai-huang, LU Pei, LUO Xiang-long, et al. ORC system simulation and variable operation prediction based on BP neural network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(9): 56-62.

ORC System Simulation and Variable Operation Prediction based on BP Neural Network

CHEN Kai-huang, LU Pei, LUO Xiang-long, CHEN Ying

(School of Materials and Energy, Guangdong University of Technology, Guangzhou, China, Post Code: 510006)

Abstract: Organic Rankine cycle (ORC) system experiment is an effective means to verify and obtain system performance. In order to obtain the optimal operating conditions of ORC system under the premise of limited experimental conditions, in this paper, based on the experimental study of ORC system under variable operating conditions, the performance prediction method of ORC system based on BP neural network is proposed and the simulation model is established. The prediction results show that the maximum validation error of the model is 3.30%, the operating conditions with better ORC thermal performance can be predicted. The maximum net output power of the system is 1.47 kW for the operating mass flow rate of 0.15 kg/s, the maximum thermal efficiency is 3.71% for the operating mass flow rate of 0.134 kg/s.

Key words: organic Rankine cycle (ORC), BP neural network, thermal performance, operating conditions

引言

随着我国双碳目标的落实和推进,余热回收和

新能源的高效开发利用对缓解能源环境问题的重要作用愈发凸显^[1]。有机朗肯循环(ORC)作为一种高效的热-功转换技术,在可再生能源(太阳能^[2]、地热能^[3]、生物质能^[4]等)和余热回收利用领域极

收稿日期:2022-11-02; 修订日期:2022-11-29

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51876043);国家自然科学基金重点项目(51736005)

Fund-supported Project: General Program of National Natural Science Foundation of China (51876043); Key Program of National Natural Science Foundation of China (51736005)

作者简介:陈锴煌(1997-),男,广东工业大学硕士研究生。

通讯作者:罗向龙(1978-),男,广东工业大学教授。

具发展潜力^[5]。

实验是探索 ORC 系统实际性能的重要手段,近年来 ORC 系统实验研究^[6]越来越受到重视,主要集中在 ORC 系统变工况运行方面。Miao 等人^[7]实验研究膨胀机转矩与工质泵频率之间的耦合特性发现,膨胀机转矩过大会导致工质泵流量波动和汽蚀;Li 等人^[8]对小型有机朗肯循环系统进行实验研究,结果表明,质量流量和热源温度对系统热效率的提升起到重要作用;Shao 等人^[9]实验研究了质量流量对 ORC 系统运行性能的影响,结果表明,当质量流量为 0.591 kg/s 时系统热效率达到 5.3%;郑晓生等人^[10]实验研究了以非共沸 R1234ze(E) /R245fa 为工质的 ORC 系统在流量工况下的运行特性,结果表明,大流量工况下非共沸工质的 ORC 系统性能更优;Jang 等人^[11]研究了质量流量和冷热源温度对 ORC 运行性能的影响,研究表明,冷热源温度、质量流量和膨胀机转速是影响 ORC 系统运行性能的重要因素。

然而,由于实验时间和成本的约束,在 ORC 系统实验研究过程中可能错过最优工况及运行条件,并且现有的建模方法由于受各种参数的限制以及繁琐的计算过程,不能精确地预测 ORC 系统运行性能。近年来人工神经网络^[12]在 ORC 领域得到初步应用,可用于拟合各因素之间的非线性关系。Ars-lan 等人^[13]基于多种学习算法建立了超临界 ORC 系统的神经网络模型;Boukelia 等人^[14]提出了基于 BP 神经网络优化太阳能回收系统性能的方法;王羽鹏等人^[15]基于人工神经网络模型研究了 ORC 系统循环过程的计算;Yang 等人^[16]建立了基于神经网络的 ORC 系统性能预测和优化模型,提高了预测精度和优化运行性能。

以上研究表明,人工神经网络方法在 ORC 系统性能预测方面的优势得到了初步验证,然而当前研究更多致力于提高模型的精准度,针对预测结果与实验值的比较及获得热力性能更优运行工况方面的研究较少。针对上述问题,本文首先通过实验研究了变流量下 ORC 系统的运行特性,其次建立并验证基于 BP 神经网络的 ORC 系统性能预测仿真模型,最后通过预测获得 ORC 系统最优运行工况。

1 ORC 系统介绍

图 1 为 ORC 系统 $T-H$ 图。图中 5→1 为蒸发器吸热过程,1→2 为膨胀机膨胀做功过程,2→6 是冷凝器放热过程,6→5 是工质泵做功过程。由图 1 可知,ORC 系统由 4 个热力过程组成,有机工质选用 R245fa/R1234ze(E) (组份比为 0.75/0.25)。首先,高温高压的过热蒸汽进入膨胀机做功,做功后乏汽进入冷凝器,依次经过预冷、冷凝及过冷过程成为低温低压的液态工质;随后,在工质泵中提高压力成为低温高压的液态工质;最后,液态工质进入蒸发器被热源加热,依次经过预热、蒸发、过热过程后成为高温高压蒸汽,进入膨胀机开启新的循环。

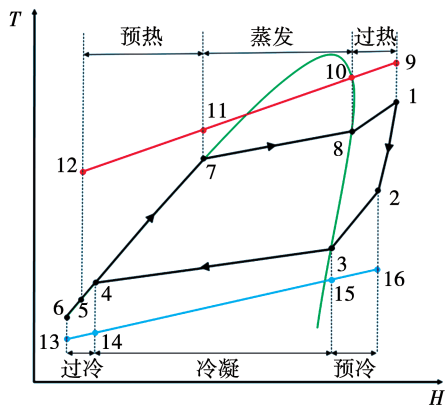


图 1 ORC 系统 $T-H$ 图
Fig.1 $T-H$ diagram of the ORC system

图 2 给出了 ORC 系统实验台。实验台包含了热源系统、ORC 循环系统、冷源系统和数据采集及控制系统^[17]。

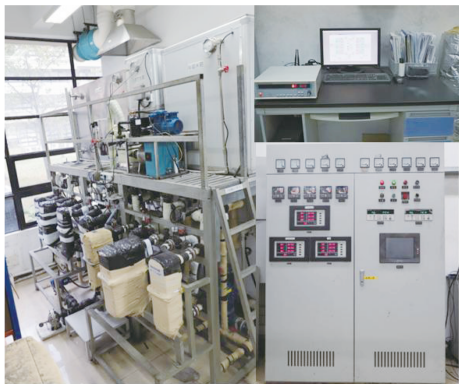


图 2 ORC 系统实物图
Fig.2 Photographs of ORC facility

2 基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真模型

BP 神经网络是一种按误差反向传播(简称误差反传)训练的多层前馈网络,其优势是在系统机制未知情况下采用纯数据模型,通过信号的前向传播和误差的反向传播,预测实验未能实现的结果。

2.1 系统模型构建

基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真及变工况运行预测流程如图 3 所示。其中包括 ORC 实验测试流程、基于 BP 的 ORC 系统仿真模型流程、仿真模型验证及运行性能预测流程。在 ORC 实验测试流程中,实验获得变工况下 ORC 系统的状态参数点,通过 Refprop 软件计算获得净输出功和热效率,实验数据共有 550 组。

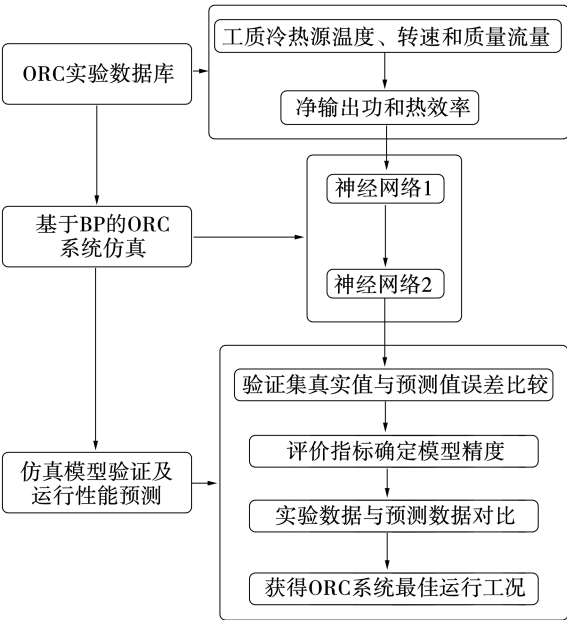


图 3 基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真及变工况运行预测流程图

Fig. 3 Flow chart of ORC system simulation and variable operation prediction based on BP neural network

图 4 为基于 BP 的 ORC 系统结构图,由 2 个神经网络串联而成。在神经网络 1 中,冷热源温度、质量流量和膨胀机转速为输入层,膨胀机进出口温度和压力是输出层,也是神经网络 2 的输入层,最后由神经网络 2 输出净输出功和热效率。此外,将实验

数据按照 70%,15% 和 15% 划分为训练集、验证集和测试集。其中,训练集通过归一化处理经过算法训练获得相应的权值和阈值。最后,通过反归一化处理,计算相应的误差,当误差大于网络设定的误差时,模型将调整权值和阈值获得合适的训练值。通过验证集的真实值与预测值误差比较,获取高精度的 BP 神经网络模型,通过预测流量变化下 ORC 系统的热力性能以及与实验数据相比较,获得最优 ORC 运行工况。

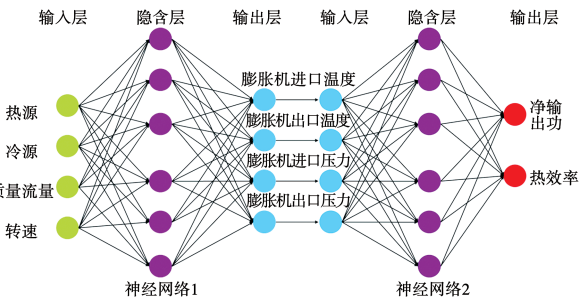


图 4 基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真结构图
Fig. 4 Simulation structure of ORC system based on BP neural network

2.2 BP 神经网络模型参数

BP 神经网络模型的相关参数如表 1 所示,这些参数设定直接决定模型的预测精度。

表 1 BP 神经网络模型参数
Tab. 1 BP neural network model parameters

参 数	神经网络 1	神经网络 2
学习速率	0. 05	0. 05
隐层节点数	30	35
训练目标	1×10^{-8}	1×10^{-8}
隐含层数	1	1
训练函数	trainlm	trainlm
隐层函数	tansig	tansig
输出层函数	purelin	purelin

3 结果与分析

3.1 实验工况下 ORC 系统运行特性

为探索质量流量对 ORC 系统运行性能的影响,对 ORC 系统进行了变流量实验测试。ORC 系统实

验工况参数如表 2 所示。

表 2 ORC 系统实验工况参数

Tab.2 ORC system experimental working condition parameters

参 数	数 值
工质 R245fa/R12345ze (E)	0.75/0.25
热源进口温度/℃	120
冷源进口温度/℃	15
热源流量/L·h ⁻¹	1 800
冷源流量/L·h ⁻¹	1 350
膨胀机转速/r·min ⁻¹	1 500
质量流量/kg·s ⁻¹	0.10,0.12,0.14,0.16

图 5 给出了 ORC 系统实验热力性能随质量流量变化趋势。由图 5 可知,随着质量流量的增加,蒸发段的蒸发温度逐渐提高。主要原因是质量流量增大直接提高了蒸发压力,进入膨胀机处的进口压力也随之增大,膨胀机出口温度随质量流量增大而降低,膨胀机进出口焓差升高,因此增大流量可提高膨胀机的输出能力。在质量流量为 0.16 kg/s 时系统达到最大净输出功 1.38 kW 和最大热效率 3.58%。但由于实验条件的局限性,不能对所有运行条件进行测试,只能获得有限的实验数据,不能完整体现 ORC 系统的全工况运行特性。因此,需要通过基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真预测 ORC 系统在不同运行条件下的热力性能,寻找质量流量变化下最优的系统运行性能。

3.2 BP 神经网络模型验证

为评价 BP 神经网络模型的精确程度,引入了平均偏差 (BIAS)、平均相对误差 (ADD) 和绝对平均误差 (RMSE) 等指标。其中,BIAS 描述预测值在实验值两侧的平均分布,ADD 表示神经网络中计算值偏离预测值的程度,RMSE 为预测值与实验值之间的绝对平均误差。

$$BIAS = 100\% \times \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A \frac{y(i) - t(i)}{y(i)} \tag{1}$$

$$ADD = 100\% \times \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A \left| \frac{y(i) - t(i)}{y(i)} \right| \tag{2}$$

$$RMAE = \sqrt{\frac{1}{A} \sum_{i=1}^A [y(i) - t(i)]^2} \tag{3}$$

式中:A—集数;y(i)—实验数据;t(i)—预测值。

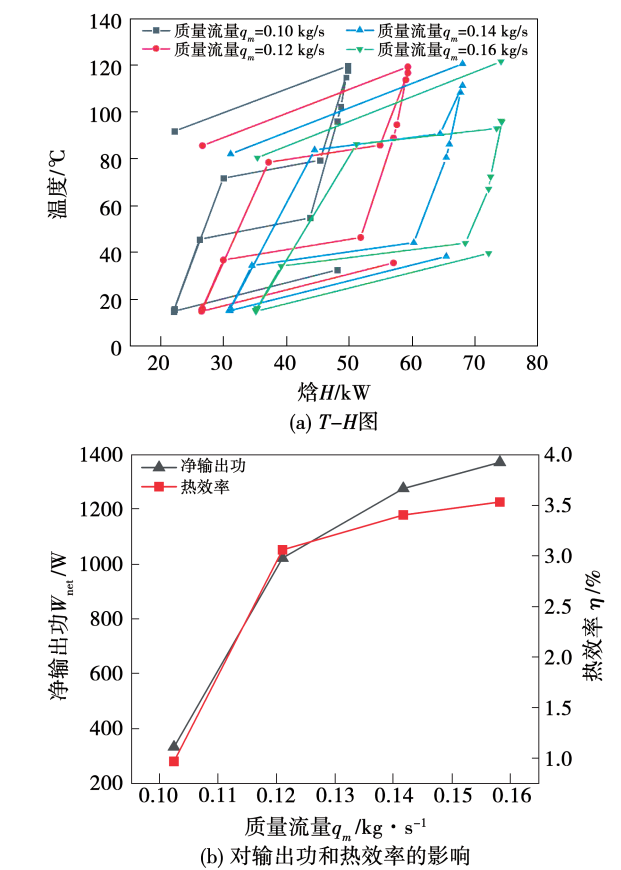


图 5 工质质量流量对 ORC 系统实验热力性能的影响
Fig.5 Influence of mass flow rate on experimental thermal performance of ORC system

表 3 为基于 BP 神经网络的仿真模型精度评价参数。其中 R 为神经网络相关系数,反映了实验值与预测值的密切关系程度。表中显示,膨胀机进出口压力、进出口温度、净输出功和热效率的 ADD 总集分别为 0.250 2%,1.218 4%,0.159 1%,0.357 1%,3.155 3% 和 3.298 9%。其中,净输出功和热效率的相对误差较大,这是由于在工况变化中膨胀机的出口压力容易受到影响,因此在神经网络 1 的预测中膨胀机出口压力的预测值与实际数据的绝对误差较大。然而,预测结果显示,平均相对误差控制在 3.3% 以内,这表明了 BP 神经网络预测结果可靠性较高。

表 3 基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真模型的精度评价参数

Tab. 3 Evaluation parameters of ORC system simulation model based on BP neural network

评价指标	集数	膨胀机进口	膨胀机出口	膨胀机进口	膨胀机出口	净输出功	热效率
		压力	压力	温度	温度		
R	训练集	0.999 8	0.994 4	0.999 9	0.999 7	0.994 7	0.995 9
	验证集	0.999 3	0.989 3	0.999 8	0.999 1	0.985 8	0.984 4
	测试集	0.999 4	0.976 2	0.999 6	0.998 4	0.986 4	0.988 4
	总集	0.999 7	0.991 1	0.999 8	0.999 5	0.992 7	0.992 7
ADD/%	训练集	0.263 6	1.258 5	0.154 1	0.360 1	3.123 0	3.237 4
	验证集	0.209 3	0.878 5	0.088 2	0.286 8	3.662 4	3.710 3
	测试集	0.230 6	1.390 0	0.257 4	0.417 8	2.769 1	3.152 2
	总集	0.250 2	1.218 4	0.159 1	0.357 1	3.155 3	3.298 9
BIAS/%	训练集	0.016 8	0.137 5	0.003 5	0.004 1	0.103 7	0.149 9
	验证集	0.017 7	0.104 9	0.015 6	0.034 7	0.126 5	0.001 1
	测试集	0.058 5	0.256 7	0.037 6	0.032 2	0.212 0	0.038 2
	总集	0.005 8	0.150 0	0.010 4	0.007 4	0.083 6	0.109 8
RMAE	训练集	4.050 3	8.952 8	0.235 1	0.422 5	39.684 1	0.120 0
	验证集	3.254 4	7.692 2	0.138 7	0.381 1	36.839 7	0.097 4
	测试集	3.291 3	9.351 8	0.412 6	0.439 4	34.661 0	0.124 0
	总集	3.830 4	8.828 6	0.258 1	0.418 8	38.543 9	0.117 4

3.3 基于 BP 神经网络的 ORC 系统变工况运行性能预测

为预测 ORC 系统的热力性能,将质量流量步长设置为 0.002 kg/s。图 6 给出了 ORC 系统预测运行参数随质量流量变化影响。由图 6(a)和 6(b)可知,随着质量流量从 0.10 kg/s 增大到 0.16 kg/s,膨胀机进口温度由 115.2℃ 下降到 94.1℃,膨胀机进口压力从 936.64 kPa 增大到 1 295.72 kPa。质量流量从 0.14 kg/s 增大到 0.16 kg/s 过程中,膨胀机进口温度预测值下降速率增大,这是由质量流量增大使过热度大幅度降低造成的。

由图 6(c)和图 6(d)可以看出,随着质量流量增大,膨胀机出口温度预测值从 103.2℃ 降低至 71.8℃。然而,膨胀机出口压力预测值随质量流量增大呈现先降低后上升趋势,膨胀机出口压力预测值最小值在质量流量为 0.132 kg/s 处,其值为 475.59 kPa;而在实验数据中,膨胀机出口压力也呈现先降低后上升趋势,膨胀机实际出口压力在 0.12 kg/s 处为最小值。由此可见,质量流量在 0.12~0.14 kg/s 之间就存在某一流量的膨胀机出口压力

最小值,本文通过预测得出质量流量为 0.132 kg/s 时膨胀机出口压力最小。

图 7 给出了 ORC 系统热力性能预测值随质量流量变化。由图 7 可知,当质量流量小于 0.134 kg/s 时,工况流量增大促使蒸发压力提高,过热度缓慢降低,膨胀机性能提升,膨胀机出口压力逐渐降低;当质量流量大于 0.134 kg/s 时,过热度下降速率增大,由于冷凝器面积较大,冷凝器出口夹点的限制导致冷凝压力开始增大,因此质量流量在 0.134 kg/s 处热效率达到最大值 3.71%,但净输出功仍有上升的趋势;由于冷凝压力的提高,质量流量在 0.15 kg/s 时膨胀机运行压比降低,此时的膨胀机净输出功达最大值 1.47 kW。净输出功和热效率的实验值随质量流量增大而提高,两者在质量流量为 0.16 kg/s 达到最大值。因此,通过该模型预测出系统净输出功最大的运行质量流量为 0.15 kg/s,热效率最大值的运行质量流量为 0.134 kg/s。可见,基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真模型具有良好的预测外延性。

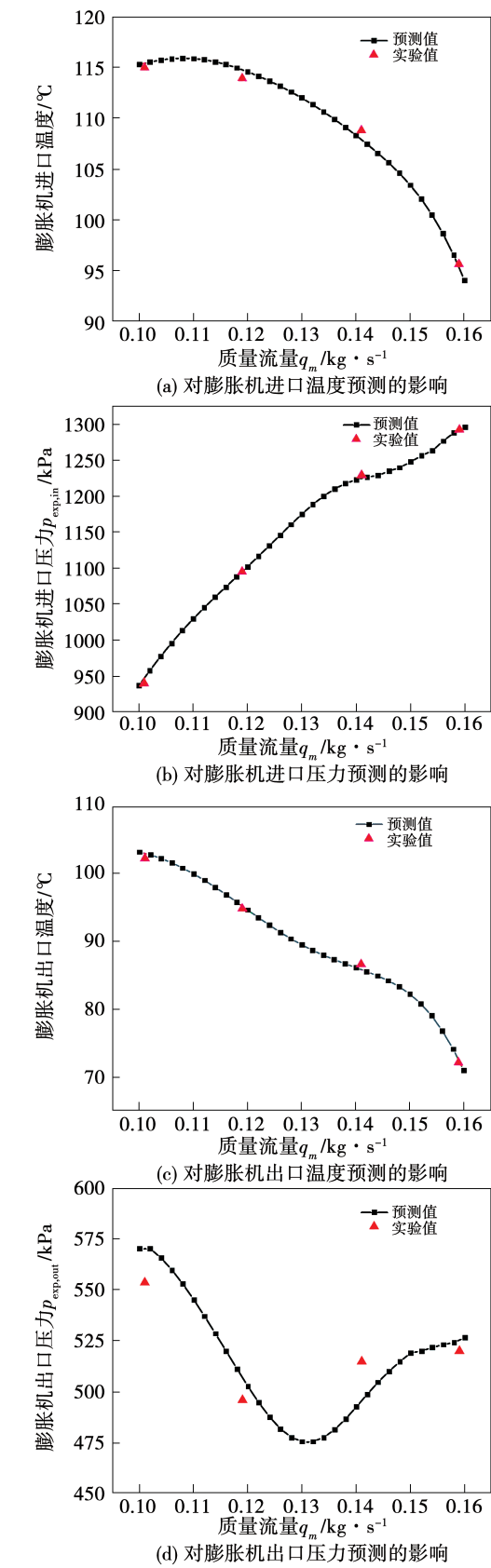


图 6 工质质量流量对 ORC 系统运行性能预测的影响
Fig.6 Influence of mass flow rate on operating performance prediction of ORC system

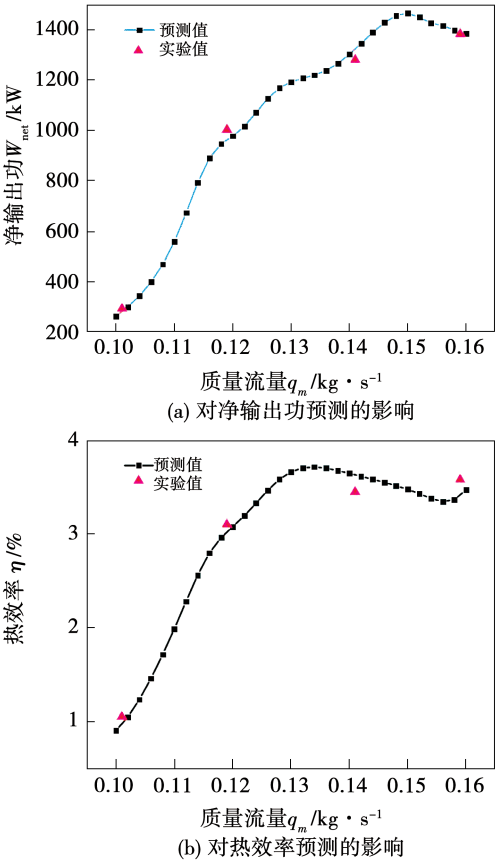


图 7 工质质量流量对 ORC 系统热力性能预测的影响
Fig.7 Influence of mass flow rate on thermal performance prediction of ORC system

4 结 论

通过实验测试研究 ORC 系统的变工况运行性能,提出一种基于 BP 神经网络的 ORC 系统性能预测方法并建立了仿真模型,实验验证了该模型的精确度,基于仿真模型预测了 ORC 系统运行特性,研究所得结论为:

(1) 基于 BP 神经网络的 ORC 系统仿真模型验证结果显示,膨胀机进出口压力、进出口温度以及净输出功和热效率的平均相对误差分别为 0.250 2%, 1.218 4%,0.159 1%,0.357 1%,3.155 3%和3.298 9%,表明建立的仿真模型预测值具有较高的精度,可准确预测 ORC 系统的运行特性,具有良好的预测外延性。

(2) 实验数据表明,在质量流量为 0.16 kg/s 处,最大净输出功和最大热效率分别为 1.38 kW 和 3.57%。预测结果表明,所预测净输出功最大值

1. 47 kW 的运行质量流量为 0.15 kg/s, 热效率最大值 3.71% 的运行质量流量为 0.134 kg/s。

参考文献:

- [1] YU X W, WANG B, WANG W, et al. Analysis of renewable resources in Central China under the "double carbon" strategy[J]. Energy Reports, 2022, 8: 361 – 373.
- [2] FATIGATI F, VITTORINI D, DI BARTOLOMEO M, et al. Experimental characterization of a small-scale solar organic Rankine cycle (ORC) based unit for domestic microcogeneration [J]. Energy Conversion and Management, 2022, 258: 115493.
- [3] ALTUN A F, KILIC M. Thermodynamic performance evaluation of a geothermal ORC power plant[J]. Renewable Energy, 2020, 148: 261 – 274.
- [4] LU Yu-zhu, ZHANG Yi-fei, MA Ke-ni. The effect of population density on the suitability of biomass energy development[J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 87: 104240.
- [5] PARK B, USMAN M, IMRAN M, et al. Review of organic Rankine cycle experimental data trends[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 173: 679 – 691.
- [6] PU Wen-hao, YUE Chen, HAN Dong, et al. Experimental study on organic Rankine cycle for low grade thermal energy recovery[J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 94: 221 – 227.
- [7] MIAO Zheng, XU Jin-liang, YANG Xu-fei, et al. Operation and performance of a low temperature organic Rankine cycle[J]. Applied Thermal Engineering, 2015, 75: 1065 – 1075.
- [8] LI L, GE Y T, LUO X, et al. Experimental investigations into power generation with low grade waste heat and R245fa organic Rankine cycles (ORCs) [J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 115: 815 – 824.
- [9] SHAO Long, MA Xin-ling, WEI Xin-li, et al. Design and experimental study of a small-sized organic Rankine cycle system under various cooling conditions[J]. Energy, 2017, 130: 236 – 245.
- [10] 郑晓生, 罗俊伟, 卢 沛, 等. 采用 R1234ze(E)/R245fa 的非共沸混合工质有机朗肯循环系统实验研究[J]. 广东工业大学学报, 2020, 37(3): 114 – 120.
- [11] ZHENG Xiao-sheng, LUO Jun-wei, LU Pei, et al. An experimental study of zeotropic-mixture organic Rankine cycle system utilizing R1234ze(E)/R245fa [J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2020, 37(3): 114 – 120.
- [12] JANG Y, LEE J. Comprehensive assessment of the impact of operating parameters on sub 1 kW compact ORC performance[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 182: 369 – 382.
- [13] LIU H. Optimal selection of control parameters for automatic machining based on BP neural network[J]. Energy Reports, 2022, 8: 7016 – 7024.
- [14] ARSLAN O, YETIK O. ANN based optimization of supercritical ORC-binary geothermal power plant: Simav case study[J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31(17/18): 3922 – 3928.
- [15] BOUKELIA T E, ARSLAN O, MECIBAH M S. ANN-based optimization of a parabolic trough solar thermal power plant[J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 107: 1210 – 1218.
- [16] 王羽鹏, 梁俊伟, 罗向龙, 等. 基于神经网络的有机朗肯循环过程及循环性能计算方法[J]. 化工学报, 2019, 70(9): 3256 – 3266.
- [17] WANG Yu-peng, LIANG Jun-wei, LUO Xiang-long, et al. Novel prediction method of process and system performance for organic Rankine cycle based on neural network [J]. CIESC Journal, 2019, 70(9): 3256 – 3266.
- [18] YANG Fu-bin, CHO Hee-jin, ZHANG Hong-guang, et al. Artificial neural network (ANN) based prediction and optimization of an organic Rankine cycle (ORC) for diesel engine waste heat recovery [J]. Energy Conversion and Management, 2018, 164: 15 – 26.
- [19] ZHENG Xiao-sheng, LUO Xiang-long, LUO Jun-wei, et al. Experimental investigation of operation behavior of plate heat exchangers and their influences on organic Rankine cycle performance [J]. Energy Conversion and Management, 2020, 207: 112528.

(刘 颖 编辑)