

文章编号: 1004-4353(2022)03-0255-06

# 基于不同神经网络模型的冷凝器 两相换热量的研究

高宇博, 胡晓微, 董胜明, 田绅, 王佳文  
(天津商业大学 机械工程学院, 天津 300134)

**摘要:** 在混合工质下利用 4 种神经网络模型(反馈神经网络模型(BP)、遗传神经网络模型(GA-BP)、极限学习神经网络模型(ELM)和递归神经网络模型(RNN))预测了板式换热器的换热量(含相变换热)。结果显示:热源温度为 30、40、50 °C 时,GA-BP 神经网络模型的平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MAPE)和均方根误差(RMSE)均小于其他 3 种神经网络模型,且与实际值接近。该结果表明,GA-BP 神经网络模型比其他 3 种神经网络模型更适用于预测板式冷凝器的换热量(含相变换热)。

**关键词:** 板式冷凝器; 复叠式高温热泵; 遗传神经网络; 反馈神经网络; 极限学习神经网络; 递归神经网络  
**中图分类号:** TK11+2 **文献标识码:** A

## Research on two-phase heat exchange of condenser based on different neural networks

GAO Yubo, HU Xiaowei, DONG Shengming, TIAN Shen, WANG Jiawen  
(College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

**Abstract:** Four neural network models (back propagation neural network model (BP), genetic algorithm-neural network model (GA-BP), extreme learning machine neural network model (ELM) and recurrent neural network model (RNN)) were used to predict the heat exchange volume (including phase change heat exchange) of plate heat exchangers with mixed refrigerants. The results show that when the heat source temperature is 30 °C, 40 °C and 50 °C, mean absolute error (MAE), mean absolute percentage error (MAPE), root mean square error (RMSE) of GA-BP neural network model are smaller than those of the other three neural network models and close to the actual values. The results show that GA-BP neural network model is more suitable than other three neural network models for predicting heat exchange (including phase change heat exchange) in plate condensers.

**Keywords:** plate condenser; cascade high temperature heat pump; genetic algorithm-neural network; back propagation neural network; extreme learning machine neural network; recurrent neural network

## 0 引言

与翅片换热器和管壳换热器相比,板式换热

器因具有换热效率高、体积小等优点被广泛应用在制冷热泵及空调领域中<sup>[1]</sup>。由于板式换热器的制热工况较为复杂,影响换热因素较多,因此通常

收稿日期: 2022-04-24

基金项目: 天津市自然科学基金(18JCYBJC90500);天津市技术创新引导专项基金(21YDTPJC00930)

第一作者: 高宇博(1998—),男,硕士研究生,研究方向为新能源利用。

通信作者: 董胜明(1987—),男,博士,讲师,研究方向为低品位能源利用技术。

情况下难以利用准则关联式来精确计算其换热量;为此,一些学者对不同制冷剂在不同工况下的换热性能进行了研究,如文献[2-6]. 这些研究虽然通过校核和进一步修正提高了制冷剂换热量的计算精度,但计算过程较为复杂. 近年来,一些学者将人工神经网络模型应用到换热器的建模研究中,并取得了很好的研究结果. 例如:2013 年,高建强等<sup>[7]</sup>利用反馈神经网络模型建立了一种预测直接空冷凝汽器换热性能的模型,研究显示该模型预测换热系数的均方根平均误差为 0.4%;2016 年,孙永利等<sup>[8]</sup>应用遗传神经网络模型预测了螺旋折流板换热器的换热性能,结果显示该方法预测壳程换热系数的平均相对误差为 1.0%;2019 年,Parrales 等<sup>[9]</sup>应用反馈神经网络模型建立了一种双管蒸发器的换热模型,研究显示该模型预测的环形努赛尔数的精度为 $\pm 0.2$ ;2021 年,全卫国等<sup>[10]</sup>利用长短时记忆神经网络模型预测了气液两相流的流量,结果显示其平均引用误差低于 3.0%. 基于上述研究,本文基于板式高温冷凝器的换热量问题,分别利用反馈神经网络模型(BP)、遗传神经网络模型(GA-BP)、极限学习神经网络模型(ELM)和递归神经网络模型(RNN) 4 种神经网络模型对其进行了预测,结果显示 GA-BP 神经网络模型的预测效果优于其他 3 种神经网络模型.

1 实验装置

图 1 为复叠式热泵实验系统. 该系统主要分为 4 个循环:热源水循环、低温级工质循环、高温级工质循环和高温水循环. 各工质循环回路均含有 1 个低温蒸发器、1 个高温冷凝器和 1 个中间冷凝蒸发器,这 3 个换热器均为钎焊板式换热器. 除此,热源水循环回路中还含有加热水箱和循环水泵,高温水循环回路中还含有高温储水罐、高温水泵和散热风机. 图 1 中序号①为低温蒸发器,②和⑩为气液分离器,③为低温压缩机,④为冷凝蒸发器,⑤和⑧为储液罐,⑥和⑦为电子节流阀,⑨为高温压缩机,⑪为高温冷凝器,⑫为恒温水箱,⑬为水泵,⑭为高温水泵,⑮为高温储水罐,⑯为阀门,⑰为散热器.

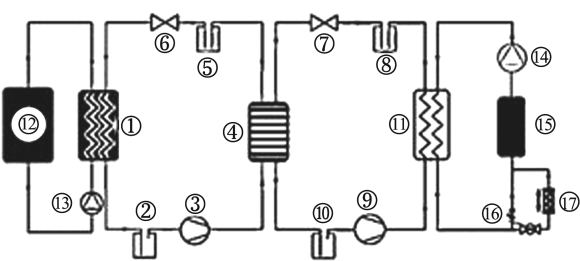


图 1 复叠式热泵实验系统

实验前,首先用高精度恒温水箱校核温度传感器探头,然后对整个实验系统进行验漏和保压测试,并将系统抽真空之后分别充注高低温制冷剂. 实验过程中,通过开关电加热器使热水箱保持恒温,利用道德科技公司生产的 Agilent34972A 型数据采集仪进行数据采集和转换,利用 REF-PROP 和 MATLAB 软件进行数据计算和 4 种神经网络模型的编程. 各设备的参数见表 1—表 4.

实验设备和装置如图 2 所示. 实验条件:低温级为 R142b 纯工质,高温级为 R245fa/R365mfc 混合工质(质量比为 9 : 1). 实验时,在热源温度分别为 30、40、50 ℃下,通过改变高温级冷凝器的工质进口温度、进水温度和进口压力获得板式冷凝器的换热量(含相变换热量).

表 1 压缩机的参数及其取值

| 设备    | 型号              | 输入功率/<br>kW | 排气量/<br>(m <sup>3</sup> /h) | 制热量/<br>kW |
|-------|-----------------|-------------|-----------------------------|------------|
| 低温压缩机 | ZW34KAE-TFP-582 | 2.6         | 8.0                         | 9.8        |
| 高温压缩机 | BF5G2-18.4      | 3.8         | 18.4                        | 17.2       |

表 2 换热器的参数及其取值

| 设备    | 外形尺寸/<br>mm | 板数 | 换热面积/<br>m <sup>2</sup> | 设计压力/MPa | 换热量/kW |
|-------|-------------|----|-------------------------|----------|--------|
| 低温蒸发器 | 527×111×75  | 26 | 1.3                     | 4.5      | 12.5   |
| 冷凝蒸发器 | 527×111×75  | 26 | 1.3                     | 4.5      | 12.5   |
| 高温冷凝器 | 527×111×85  | 30 | 1.5                     | 4.5      | 15.0   |

表 3 电子膨胀阀的参数及其取值

| 型号                     | 通径/<br>mm | 名义制冷量/kW | 最高压力/MPa | 励磁速度/PPS |
|------------------------|-----------|----------|----------|----------|
| DPF(Q03)<br>3.2-13(高温) | 3.2       | 28.2     | 3.0      | 30~40    |
| DPF(Q03)<br>3.2-13(低温) | 3.0       | 21.1     | 3.0      | 30~40    |

表 4 测量装置的参数及其取值

| 装置                             | 测量范围            | 误差           | 个数 | 布置位置                      |
|--------------------------------|-----------------|--------------|----|---------------------------|
| PT100 热电阻/ $^{\circ}\text{C}$  | $-50\sim 200$   | $\pm 0.15\%$ | 12 | 换热器进出口处(共 3 个进出口, 每处 4 个) |
| 压力传感器/ $\text{MPa}$            | $0.1\sim 4.0$   | $\pm 0.5\%$  | 4  | 高低温循环压缩机的进出口处和节流阀进出口处     |
| 水侧流量计/ $(\text{m}^3/\text{h})$ | $0.8\sim 8.0$   | $\pm 0.5\%$  | 2  | 热源水和高温水循环回路处              |
| 高温流量计/ $(\text{m}^3/\text{h})$ | $0.1\sim 1.2$   | $\pm 2.0\%$  | 1  | 高温工质侧                     |
| 低温流量计/ $(\text{m}^3/\text{h})$ | $0.06\sim 0.25$ | $\pm 1.0\%$  | 1  | 低温工质侧                     |

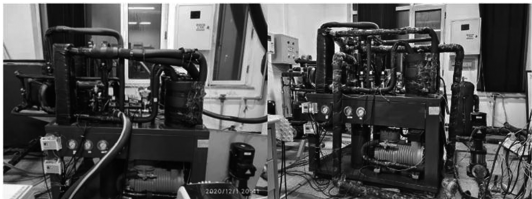


图 2 实验设备和装置

2 实验分析

高低温的水流量保持不变时,高温级冷凝器的工质进口温度、进水温度和进口压力对换热量(含相变换热量)的影响如图 3 所示.

由图 3 可以看出:在制冷剂的进口温度、冷凝器的进水温度和进口压力分别保持不变的条件下,冷凝器的换热量随热源温度的升高而升高,其原因是系统的压缩比随热源温度的升高而降低,进而增大了压缩机的实际输气系数和制冷剂在压缩机出口处的流量,从而在单位时间内增加了系统的总换热量.在热源温度保持不变时,冷凝器的换热量随冷凝器的工质进口温度、进水温度和进口压力的升高而降低.其原因是在以相变换热为主的钎焊板式换热器中,工质的蒸发焓随冷凝器的工质进口温度、进水温度和进口压力的升高而减小,进而使得相变产生的换热量减小(由汽化潜热计算式可知).

3 神经网络模型

神经网络模型主要由输入层、隐含层、输出层、权值阈值和激励函数等组成.输入层和输出层

分别用于输入和输出信息;隐含层是连接输入层和输出层的枢纽,主要用于提取输入层中和输出层相关的特征信息;权值是衡量每个输入参数对输出参数影响程度的指标;阈值的作用是为了使输入值的归一化区间更为合理,以此减小训练次数和缩短训练时间;激励函数是将输入层的数据映射至输出层的一种函数.

本文将高温级冷凝器的换热量(含相变换热量)作为输出参数,将高温级冷凝器的工质进口温度、进口压力和进水温度作为神经网络模型的输入参数.经多次试凑发现,当隐含层节点数为 8 时,各神经网络模型的测试和预测性能最好.

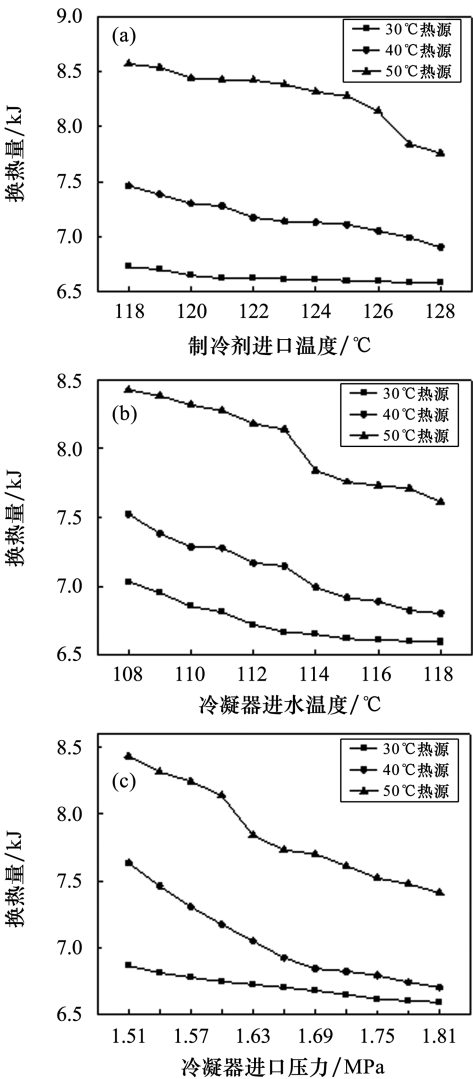


图 3 不同工况对冷凝器换热量的影响

3.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型是一种将生物神经细胞之间的信息传递方式转化为数学信息后而构建的智

能算法模型,它主要通过反馈调节权值和阈值来实现对复杂输入和输出参数的非线性映射<sup>[11]</sup>.该模型具有较好的自学习和自适应能力,以及较好的泛化和容错能力,但存在收敛速度慢和容易陷入局部最优解的不足. BP 神经网络模型的流程如图 4 所示.

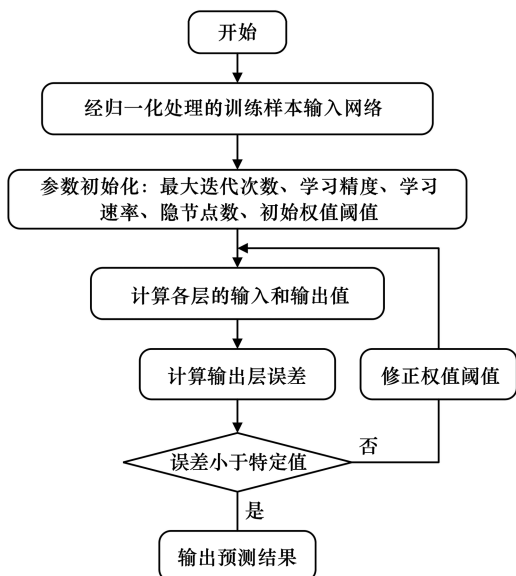


图 4 BP 神经网络模型的流程

### 3.2 GA-BP 神经网络模型

GA-BP 神经网络模型是一种将遗传算法应用于 BP 神经网络来搜索全局最优解的神经网络模型.由于该模型将 BP 神经网络模型的训练结果作为适应度函数,通过遗传算法(生物遗传、交叉、变异)获得最优的权值阈值<sup>[12]</sup>,因此具有较强的全局搜索最优值的能力,但存在局部调节能力和容错性较差的不足. GA-BP 神经网络模型的流程如图 5 所示.

### 3.3 ELM 神经网络模型

ELM 神经网络模型是一种单隐层前馈神经网络模型,其输入层和隐含层的阈值通过随机设定给出,隐含层和输出层之间的权值通过解线性方程组获得.该模型具有泛化性能好、运行速度快的优点,但由于阈值是随机设定的,因此易导致预测结果出现较大波动<sup>[13]</sup>. ELM 神经网络模型的结构如图 6 所示.

### 3.4 RNN 神经网络模型

RNN 神经网络模型是一种具有树状阶层结构的神经网络模型,其通过利用激励函数对神经

元进行非线性映射来建立隐含层神经元之间的联系<sup>[14]</sup>.该模型具有提取时序特征强、泛化能力好的优点,但存在计算时间较长和容易延续数据缺陷的不足. RNN 神经网络模型的结构如图 7 所示.

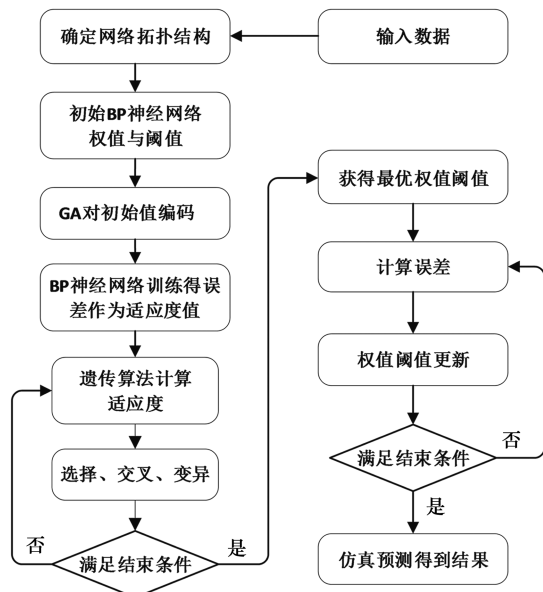


图 5 GA-BP 神经网络模型的流程

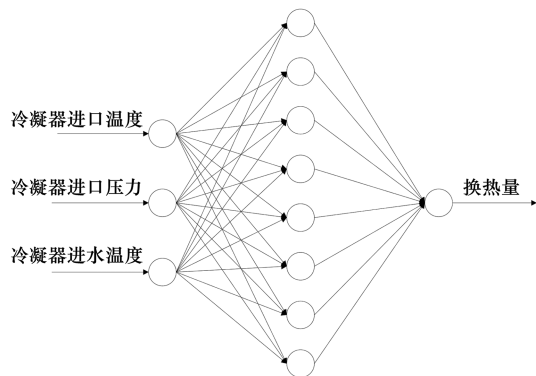


图 6 ELM 神经网络模型的结构

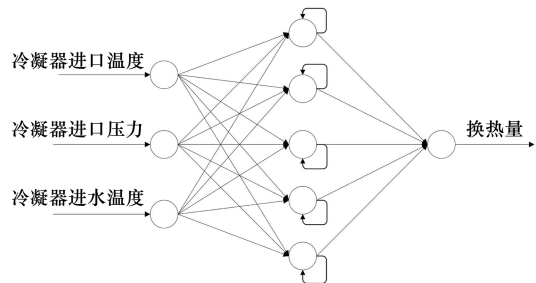


图 7 RNN 神经网络模型的结构

## 4 结果与评价

在热源温度为 30、40、50 ℃ 的工况下,本文建立了预测板式冷凝器换热量(含相变换热量)的上



述 4 种神经网络模型. 实验的训练集为 95 组, 测试集为 15 组.

4.1 预测结果分析

图 8 为 4 种神经网络模型预测的换热量与实验值的对比. 由图 8 可以看出: 在不同工况下 GA-BP 神经网络模型的预测值均优于其他 3 种神经网络模型, 且更接近实际值. 其中: 在 30、40 ℃ 热源温度下, RNN 神经网络模型的预测结果优于 BP 神经网络模型; 而在 50 ℃ 热源温度下, BP 神经网络模型的预测结果优于 RNN 神经网络模型; ELM 神经网络模型的预测结果则出现较大波动, 即预测稳定性较差.

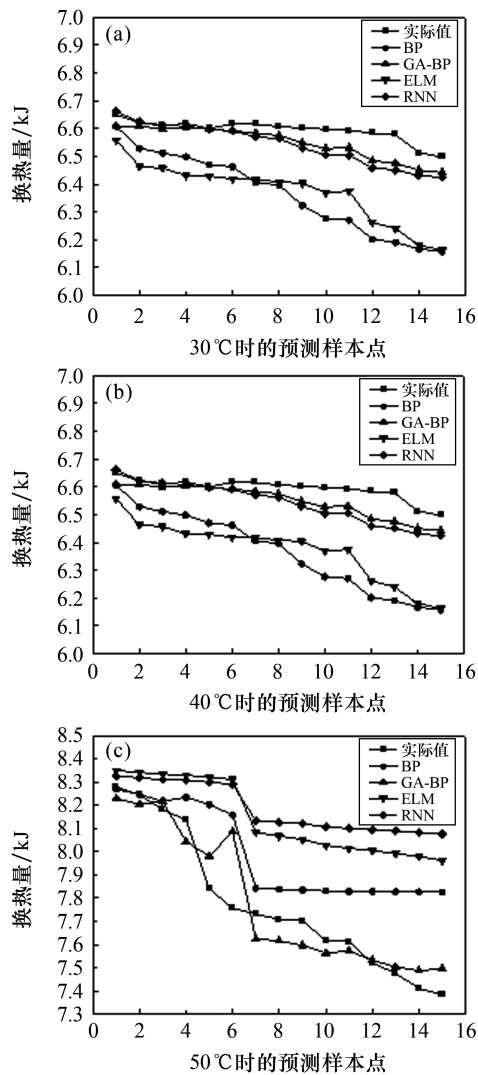


图 8 4 种神经网络模型预测的换热量与实际值的对比

4.2 预测性能评价

本文使用平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)等指标

进一步评估各模型的优劣, 各指标的计算公式为:

MAE = \frac{1}{n} \sum\_{i=1}^n |\hat{y}\_i - y\_i|, \tag{1}

MAPE = \frac{100\%}{n} \sum\_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}\_i - y\_i}{y\_i} \right|, \tag{2}

RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum\_{i=1}^n (\hat{y}\_i - y\_i)^2}. \tag{3}

式中,  $\hat{y}_i$  为预测值,  $y_i$  为实验值,  $n$  为实验预测样本数. MAE 值越接近于 0 表示预测值与实际值越吻合, MAPE 值越接近于 0 表示神经网络模型越好, RMSE 值越接近于 0 表示预测结果越好.

在不同工况下根据公式(1)–(3)计算得出的 4 种预测模型的评价指标值如表 5 所示. 由表 5 可以看出: 在不同热源温度下, GA-BP 预测模型的 MAE、MAPE 和 RMSE 值均低于其他 3 种模型, 由此表明 GA-BP 模型的预测效果优于其他 3 种神经网络模型.

表 5 计算得出的 4 种预测模型的评价指标值

| 热源温度/℃ | 评价指标 | BP   | GA-BP | ELM  | RNN  |
|--------|------|------|-------|------|------|
| 30     | MAE  | 0.23 | 0.05  | 0.22 | 0.07 |
|        | MAPE | 3.48 | 0.68  | 3.37 | 0.81 |
|        | RMSE | 0.26 | 0.05  | 0.23 | 0.07 |
| 40     | MAE  | 0.19 | 0.04  | 0.20 | 0.15 |
|        | MAPE | 3.04 | 0.67  | 3.17 | 2.30 |
|        | RMSE | 0.21 | 0.05  | 0.22 | 0.16 |
| 50     | MAE  | 0.16 | 0.11  | 0.32 | 0.34 |
|        | MAPE | 2.07 | 1.41  | 4.11 | 4.33 |
|        | RMSE | 0.26 | 0.11  | 0.41 | 0.46 |

5 结论

本文通过建立复叠式热泵系统和 4 种神经网络模型对高温板式冷凝器换热量(含相变换热)进行预测研究表明, 在不同工况下 GA-BP 神经网络模型的 3 种误差指标值均低于 BP、ELM 和 RNN 神经网络模型, 由此说明 GA-BP 神经网络模型对板式换热器混合工质换热量(含相变换热量)的预测精度和鲁棒性优于其他 3 种模型. 本文在研究中仅对 R245fa/R365mfc(质量比为 9 : 1)的工况进行了研究, 因此在今后的研究中我们将对其他不同种类的混合工质进行预测和评价, 以进一步验证 GA-BP 神经网络模型的预测性能.

## 参考文献:

- [1] DMITRIENKO É I, DOLINSKII V M, PERTSEV L P, et al. Optimum design of plate heat exchangers [J]. Chemical and Petroleum Engineering, 1985, 21 (7): 314-316.
- [2] TAO X, INFATE FERREIRA C A. Heat transfer and frictional pressure drop during condensation in plate heat exchangers; assessment of correlations and a new method [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2019, 135(6): 996-1012.
- [3] LONGO G A, MANCIN S, RIGHETTI G, et al. HFC404A condensation inside a small brazed plate heat exchanger; comparison with the low GWP substitutes propane and propylene [J]. International Journal of Refrigeration, 2017, 81(9): 41-49.
- [4] LONGO G A, RIGHETTI G, ZILIO C. A new computational procedure for refrigerant condensation inside herringbone-type brazed plate heat exchangers [J]. International Journal of Heat & Mass Transfer, 2015, 82(4): 530-536.
- [5] 邱峰, 谷波, 曾伟平, 等. 基于 R410A 的板式换热器两相仿真计算模型 [J]. 制冷学报, 2010, 31(1): 39-44.
- [6] 于改革, 陈永东, 闫永超, 等. PCHE 型混合工质冷凝器热力性能试验研究 [J]. 流体机械, 2019, 47(9): 63-66.
- [7] 高建强, 王艳. 基于 BP 神经网络的直接空冷凝汽器换热性能预测 [J]. 动力工程学报, 2013, 33(6): 443-447.
- [8] 孙永利, 王华金, 郝丽, 等. 基于神经网络和遗传算法的螺旋折流板换热器性能预测 [J]. 化学工业与工程, 2016, 33(4): 49-55.
- [9] PARRALES, HERNÁNDEZ-PÉREZ J A, FLOR-ES O, et al. Heat transfer coefficients analysis in a helical double-pipe evaporator; nusselt number correlations through artificial neural networks [J]. Entropy, 2019, 21(7): 689.
- [10] 全卫国, 曾世超, 李芝翔, 等. 基于 LSTM 的气液两相流液相流量测量方法 [J]. 仪表技术与传感器, 2021(11): 94-98.
- [11] 周启超. BP 算法改进及在软件成本估算中的应用 [J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(2): 195-198.
- [12] 陈晓艳, 张东洋, 苏学斌, 等. 基于改进遗传算法和多目标决策的货位优化策略 [J]. 天津科技大学学报, 2020, 35(4): 75-80.
- [13] 朱抗, 杨洪明, 孟科. 基于极限学习机的短期风力发电预测 [J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(2): 106-111.
- [14] 于惠鸣, 张智晟, 龚文杰, 等. 基于深度递归神经网络的电力系统短期负荷预测模型 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(1): 112-116.

~~~~~  
(上接第 245 页)

## 参考文献:

- [1] PATIL H, KOTHARI A, BHURCHANDI K. 3D face recognition; features, databases, algorithms and challenges [J]. Artificial Intelligence Review, 2015, 44(3): 393-441.
- [2] 罗常伟, 於俊, 于灵云, 等. 三维人脸识别研究进展综述 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(1): 77-88.
- [3] HARIRI W, TABIA H, FARAH N, et al. 3D face recognition using covariance based descriptors [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 78: 1-7.
- [4] 郭梦丽, 达飞鹏, 邓星, 等. 基于关键点和局部特征的三维人脸识别 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(3): 584-589.
- [5] EMAMBAKHSH M, EVANS A. Nasal patches and curves for expression-robust 3D face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(5): 995-1007.
- [6] LI Y, WANG Y H, LIU J, et al. Expression-insensitive 3D face recognition by the fusion of multiple subject-specific curves [J]. Neurocomputing, 2018, 275: 1295-1307.
- [7] 张红颖, 杨维民, 王汇三. 结合局部关键点集与测地线的三维人脸识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 1-8.
- [8] XU C H, WANG Y H, TAN T N, et al. Combining local features for robust nose location in 3D facial data [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27 (13): 1487-1494.
- [9] DORAI C, JAIN A. COSMOS: a representation scheme for 3D free-form objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(10): 1115-1130.
- [10] QUAN W, MATUSZEWSKI B J, SHARK L K. Statistical shape modelling for expression-invariant face analysis and recognition [J]. Pattern Analysis and Applications, 2016, 19(3): 765-781.
- [11] HARIRI W, FARAH N, VISHWAKARMAL D K. Deep and shallow covariance feature quantization for 3D facial expression recognition [EB/OL]. (2021-05-12)[2022-02-03]. <https://arxiv.org/abs/2105.05708>.