文章编号:1674-2974(2024)09-0198-08 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024100

基于ANN模型的内冷型溶液除湿器性能研究

罗伊默†,常亚银,李念平
(湖南大学 土木工程学院,湖南 长沙 410082)

摘 要:溶液除湿器因可被低品位热能驱动,且具有除湿效率高等优点而受到广泛关注,但其传质性能的预测准确度还有待提高.本文搭建了单通道内冷型溶液除湿实验平台,研究了不同参数对于除湿过程中传质性能的影响,同时,建立了基于MATLAB平台的人工神经网络(ANN)模型用于预测传质性能,并用上述实验数据对该ANN模型进行了验证.结果表明,ANN模型预测得出的*Sh*与实验*Sh*平均绝对相对偏差(MARD)为4.07%.与现有经验公式相比,建立的ANN模型预测精度更高.此外,还利用ANN模型研究了不同参数变化下的*Sh*的变化趋势,从而分析不同参数对除湿性能的影响.

关键词:机器学习;神经网络;溶液除湿器;参数化研究
中图分类号:TU834.9 **文献标志码**:A

Investigation on Performance of Internally Cooled Liquid Desiccant Dehumidifier Based on ANN Model

LUO Yimo†, CHANG Yayin, LI Nianping
(College of Civil Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Liquid desiccant dehumidifiers have received widespread attention due to their ability to utilize low-grade thermal energy and high dehumidification efficiency. However, the prediction accuracy of their mass transfer performance still needs to be improved. This article built up an experimental platform of a single-channel internally cooled liquid desiccant dehumidifier to study the effects of different parameters on its mass transfer efficiency. Meanwhile, an artificial neural network (ANN) model was established with MATLAB to predict the mass transfer efficiency of the dehumidifier. The ANN model was verified and validated with the above experimental data. The results indicated that the a mean absolute relative difference (MARD) between the predicted *Sh* of the ANN model and the experimental *Sh* was 4.07%. Compared with existing empirical formulas, the ANN model established in this paper had higher prediction accuracy. In addition, this article also used the ANN model to study the trend of *Sh* under different parameter changes, thereby investigating the impact of different parameters on the dehumidification performance.

Key words: machine learning; neural networks (NN); liquid desiccant dehumidifier; parameterization investigation

---

* **收稿日期**:2023-10-15
基金项目:湖南省科技创新计划资助项目(2021RC3042), Hunan Provincial Science and Technology Department (2021RC3042)
作者简介:罗伊默(1987—),女,湖北荆州人,湖南大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail: yimoluo@hnu.edu.cn

随着社会的快速发展,人们对室内居住环境的重视度逐渐提高.营造宜居的室内环境需要消耗大量能源,空调能耗占建筑运行能耗的30%以上,因此空调节能技术十分重要.与传统蒸汽压缩式空调系统相比,溶液除湿空调系统可降低40%的能耗[1].龚永奇等[2]设计了一种基于内冷除湿的新型航空空调系统,并将该系统与传统的蒸汽压缩式空调系统的性能进行了对比分析,结果表明,基于内冷除湿的空调系统具有更高的能效比.安海鹏等[3]对济南某工厂恒温恒湿车间分别选用常规冷凝除湿空调和溶液除湿空调进行了系统设计和理论计算分析,结果显示,与冷凝除湿空调系统相比,溶液除湿空调系统的节能率可达40%以上.Ding等[4]针对某实际建筑模拟了不同除湿方案的全年运行性能,包括除湿能力、能耗和性价比.结果表明,在办公室和酒店安装溶液除湿空调每年分别节省4.9%和7.7%的能量.此外,溶液除湿空调系统可由低品位热能驱动,如太阳能[5]、工业废热等,因此使用溶液除湿空调系统是降低空调能耗、实现低品位热能高效利用的有效途径之一.

除湿器是对空气除湿从而实现湿度控制的装置,是溶液除湿空调系统的关键部件.在除湿器中,溶液表面水蒸气的分压力低于空气中水蒸气的分压力,在压差的驱动下,水分由空气转移到溶液,从而达到除湿的目的.除湿器分为绝热型溶液除湿器和内冷型溶液除湿器,绝热型溶液除湿器在除湿过程中会释放吸收热,从而导致溶液的温度升高,溶液表面的水蒸气分压力增大,其与空气中水蒸气分压力之间的压差变小,导致除湿器除湿效率降低.为提高除湿效率,研究者在绝热型溶液除湿器中加入冷源对溶液进行冷却,即转换为内冷型溶液除湿器.在内冷型溶液除湿器中,空气和溶液之间的传质驱动力基本维持稳定.本文的研究对象为内冷型溶液除湿器.

学者们对除湿器的除湿性能开展了深入研究.Lee等[6]通过实验对溶液除湿器的除湿性能进行研究,得到传质系数和舍伍德数的经验公式,并对现有文献中传质系数和舍伍德数的经验公式进行了综述,最后研究了不同参数对除湿性能的影响.Rahamah等[7]对溶液沿恒温垂直壁下落过程中对空气的冷却和除湿过程进行了数值分析,得到努塞尔数和舍伍德数的经验公式.Chung等[8]针对纤维素和聚氯乙烯(PVC)制造的叉流型除湿器,聚丙烯Flexi环和陶瓷Berl鞍制造的随机填料型除湿器开展实验,得到了传热和传质系数的经验公式.Qi等[9]考虑了降膜的气液接触不稳定性,流动动力学、马兰戈尼效应和液体/空气接触条件(润湿系数)的影响,通过数值分析方法得到了一套基于降膜界面不稳定性的新型传质经验公式,并进行验证.Wen等[10]研究了KCOOH溶液作为溶液的内冷型除湿器的除湿性能,并与LiCl溶液作为溶液的内冷型除湿器的除湿性能进行了比较,研究了空气温度、流量、湿度和溶液流速、温度等因素对除湿性能的影响,得出一种新的传质系数经验公式.根据上述文献可以看出,预测传质系数广泛使用的方法是基于实验或数值分析得到经验公式,且传质系数通常是由一些参数组成的函数,如流体的热性质、流动条件和质量流量等.这些函数是非线性的,因此难以使用线性回归模型来表示.

近年来,随着计算机技术的快速发展,部分学者提出利用机器学习的方法预测传热传质设备的性能,如遗传算法、人工神经网络等.Mohanraj等[11]回顾了人工神经网络在制冷、空调和热泵(RACHP)系统的能量和火用分析中的应用.通过对该领域90多篇论文的分析,认为人工神经网络可以在RACHP领域进行精准的性能预测.Ghahdarijani等[12]在研究水基Al_2O_3和CuO纳米流体的顶置反应器的热性能和流动性能时,发现实验与基于人工神经网络的模型之间存在良好的一致性.Ajbar等[13]使用多元逆人工神经网络(ANNim)来预测PTC热效率.ANNim模型包括6个输入参数(边缘角、入口温度、环境温度、水体积流量、太阳直接辐射和风速).神经网络中输入层使用两个非线性传递函数(TANSIG和LOGSIG),输出层使用一个线性函数(PURELIN),训练算法采用Levenberg-Marquardt.ANNim模型相关系数(R^2)为0.951 1,均方根误差(RMSE)为0.019 3.Quadros等[14]分别使用4种神经网络模型(RNN、BPNN、ABCNN和GANN)来优化除湿器性能,分析采用了正向和反向建模方法,空气入口温度、溶液入口浓度、溶液入口流速、冷却水入口温度作为输入参数,除湿效率、火用效率、不匹配系数作为输出参数.在实验中空气流速、空气含湿量、溶液温度和冷却水流速保持恒定.文章分析了不同输入参数对输出性能参数的影响.正向建模中,RNN、BPNN、ABCNN和GANN的MAPD值分别为3.88%、4.33%、5.24%和6.25%.反向建模中,RNN、BPNN、ABCNN和GANN的MAPD值分别为

4.25%、5.53%、3.63% 和 4.81%.Mohammad 等[15]提出了一种基于冷凝水速率和除湿效果的人工神经网络(ANN)预测液体除湿机性能的模型,采用6个空气和干燥剂入口参数作为人工神经网络的输入.章静等[16]分别采用3层反向传播神经网络(BPN)和遗传神经网络(GNN)预测从常规通道到微通道尺度范围内的管内流动沸腾传热系数.上述研究证明了神经网络方法在传热传质性能预测方面的优越性.

本文使用基于机器学习的人工神经网络方法来预测内冷型溶液除湿器的舍伍德数.搭建内冷型溶液除湿器实验平台获取实验数据,利用基于机器学习的人工神经网络方法对数据进行分析.将ANN模型预测的结果与几种常用的经验公式的结果进行了精确度比较,并使用验证后的人工神经网络模型针对内冷型溶液除湿器进行了参数化研究.所提出的基于机器学习的方法为内冷型溶液除湿器传热传质性能研究和实际应用提供了新思路.

1 实验系统与方案

为了获取实验数据用于ANN模型的训练,开展内冷型溶液除湿器性能研究,本文搭建了单通道内冷型溶液除湿实验测试平台.

1.1 实验系统

如图1所示,该单通道内冷型溶液除湿器主要由风管、空气通道、溶液分配器、溶液收集器、冷水机组等构成.其中金属平板一侧溶液以降膜形式从上至下流动,另一侧腔内冷水流动.

该实验台主要由3条回路组成,分别为溶液回路、空气回路和冷水回路:1)除湿溶液回路由溶液供应罐、溶液分配器、金属平板、溶液收集器、溶液收集罐、泵和PVC管道组成;2)空气回路主要由风管和风机构成.为了获得设定温湿度的空气,在风道的入口安装了电加热器和加湿器.此外,通过调节空气阀可控制风速.为了监控除湿过程中空气状态的变化,在

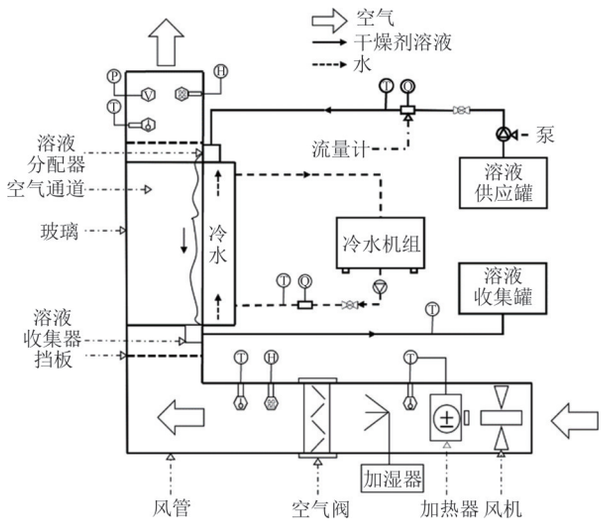


图1 单通道溶液除湿器原理图

Fig.1 Schematic diagram of a single-channel liquid desiccant dehumidifier

单通道除湿器前后风管上分别安装了温湿度传感器;3)水回路由冷水机组和管道组成.由于本文研究除湿性能,此处机组提供冷水.

在单通道除湿器内,溶液在溶液泵的作用下经溶液分配器沿金属平板从顶部向底部流动,空气则在风机的作用下从底部向顶部流动,两者逆流,在逆流过程中液体除湿溶液与空气直接接触,实现热质交换.在金属平板另一侧的流道内,冷却水从底部向顶部流动,冷却水和液体除湿溶液逆流,冷却水带走液体除湿溶液吸收空气中水分的过程中产生的吸收热,维持溶液温度,保持除湿能力.

1.2 实验方案

实验测量空气回路、溶液回路和水回路的进出口参数,包括进出口空气干/湿球温度、空气流速、溶液进出口温度、溶液浓度、溶液质量流量.测量仪器和精度见表1.Luo 等[17]根据文献[18]的误差分析方法对本实验台做了误差分析,测量误差可以接受.

实验测试了不同进口参数对除湿器性能的影响,具体参数和范围见表2.

表1 实验仪器

Tab.1 Experimental instruments

参数	仪器	精度
空气干/湿球温度	Pt电阻式温度传感器	±0.1 K
空气流速	标准喷嘴加压力计(DP-CALC 5825)	±1%
溶液浓度	比重计(DH-300X)	1 kg/m^{-3}
溶液质量流量	涡轮流量传感器(Gems传感器173936-C-RS)	±1%
溶液温度	Pt电阻式温度传感器	±0.1 K

表 2　实验参数汇总表

Tab.2　Summary of experimental parameters

参数	符号	单位	范围
空气温度	T_a	K	303.7~308.6
空气含湿量	w_a	g/kg	15.4~22.0
空气质量流量	G_a	kg/s	0.022~0.064
除湿溶液温度	T_s	K	27.8~34.5
除湿溶液浓度	X_s	%	38
除湿溶液质量流量	G_s	kg/s	0.08~0.15

2　模拟方法与设置

人工神经网络[19](Artificial Neural Network,ANN)具有人脑的基本性能,如自适应性、自组织性和很强的学习能力,还具有联想记忆、非线性处理、事实学习的功能和知识处理能力,相对模式识别、系统辨识、信号处理、公式拟合等传统算法具有一定优势.此外,ANN具有黑匣子性能,能在参数关系式不确定的情况下利用已有数据进行网络训练并进行数据预测,这一性能在解决复杂的传热传质问题时具有很大优势.基于此,本文使用ANN用于舍伍德数的预测.

2.1　BP-ANN模型

基于BP-ANN的预测步骤为:

1)数据采集.

2)训练数据集、验证数据集和预测数据集的设置.

3)训练数据样本的归一化.

4)BP-ANN建立.

5)网络参数配置,包括训练次数、学习速率和训练目标最小误差等.

6)BP-ANN训练.

7)测试数据样本的归一化.

8)BP-ANN的预测过程.

9)预测结果的反归一化与误差分析.

如图2所示,本研究采用双层BP-ANN算法.输入层有4个神经元,分别为单通道除湿器的等效含湿量w_e、雷诺数Re和施密特数Sc和空气入口含湿量$w_{a,i}$.输出层为舍伍德数Sh.此神经网络采用两个隐藏层,分别为12个和10个神经元.

其中,雷诺数Re、施密特数Sc分别通过式(1)和式(2)进行计算:

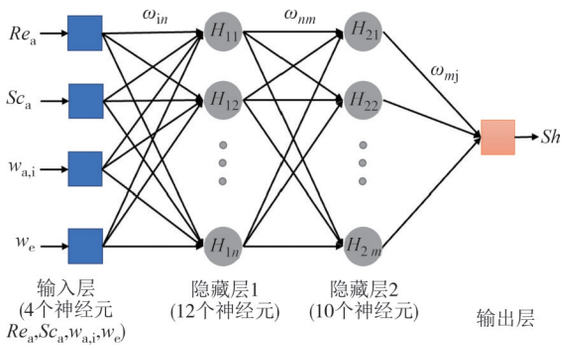


图 2　BP-ANN的基本结构

Fig.2　Basic structure of BP-ANN

$$Re = \frac{\rho v d}{\mu} \tag{1}$$

式中:ρ为密度,kg/m^3;v为流速,m/s;d为特征长度,m;μ为动力黏性系数,N·s/m^2;

$$Sc = \frac{\gamma}{D} = \frac{\mu}{\rho D} \tag{2}$$

式中:γ为运动黏性系数,m^2/s;D为扩散系数,m^2/s;

传质系数指单位面积、单位时间内的吸湿率,见公式(3):

$$h_m = \frac{G_a}{A}\frac{w_{a,i} - w_{a,o}}{w_{a,i} - w_e} \tag{3}$$

式中:A为溶液与空气的接触面积,m^2;$w_{a,i}$为入口绝对湿度,kg/m^3;$w_{a,o}$为出口绝对湿度,kg/m^3;w_e为达到平衡时绝对湿度,kg/m^3;其中,绝对湿度变化见式(4):

$$\Delta W = w_{a,i} - w_{a,o} \tag{4}$$

传质系数h_m常被表述为无量纲的舍伍德数Sh,如式(5)所示:

$$Sh = \frac{h_m d}{\rho D} \tag{5}$$

2.2　数据处理和参数设置

在BP-ANN的训练中,要想获得性能良好的训练模型,数据需足够充分.参考文献[20],本文采用101组除湿实验数据对BP-ANN进行训练、验证和预测.其中训练集、验证集和预测集分别占整个数据集的70%、15%和15%,即70%的数据样本用于训练模型BP-ANN,15%数据样本用于模型的验证,15%数据进行进一步的测试.隐藏层和输出层分别采用Tan-Sigmoid函数和Purelin函数作为传递函数.训练方法采用Levenberg-Marquardt算法,该算法具有较快的收敛速度.

BP-ANN的详细设置如表3所示,本文使用MATLAB编写BP-ANN模型.

表 3 双层 BP-ANN 模型的规格

Tab.3 Specifications of the double-layer BP-ANN model

类型	参数	设置
输入层数据样本(4个神经元)	雷诺数(Re_a)	4 391.410 9~12 295.950 4
	施密特数(Sc_a)	0.624 0~0.628 1
	空气入口含湿量($w_{a,i}$)	0.015 4~0.024 7
	溶液等效含湿量(w_e)	0.005 3~0.010 5
输出层数据样本(1个神经元)	舍伍德数(Sh)	33.765 9~120.250 6
网络结构	网络类型	多层感知器反向传播
	隐藏层数	2
	每个隐藏层的神经元数量	(12,10)
	隐藏层传递函数	Tan-Sigmoid
	输出层传递函数	Purelin
	训练方法	Levenberg-Marquardt
数据样本分布	数据集	101
	训练集	70%
	验证集	15%
	预测集	15%

2.3 预测准确度评价标准

本文采用平均相对偏差(Mean Relative Difference, MRD)和平均绝对相对偏差(Mean Absolute Relative Difference, MARD)进行预测精度的评价,如式(6)和式(7)所示.此外,为了更好估计预测精度,计算20%偏差区域内的数据样本比例.

$$\mathrm{MAD}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\alpha_{\mathrm{pre}}-\alpha_{\mathrm{exp}}}{\alpha_{\mathrm{pre}}} \tag{6}$$

$$\mathrm{MARD}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\alpha_{\mathrm{pre}}-\alpha_{\mathrm{exp}}}{\alpha_{\mathrm{pre}}} \tag{7}$$

式中:α_{pre}为预测值;α_{exp}为实验值.

3 模型验证

同一数据集多次训练的BP-ANN模型并不完全相同,这是因为进行模型训练时BP-ANN的权重和参数在每次训练时是随机初始化的,每次的输出结果存在差异.本文进行多次训练后选取预测精度最高的模型.

图3比较了实验数据计算获得的舍伍德数与BP-ANN预测的舍伍德数.计算结果显示,整体数据集MARD为4.07%,其中训练集、测试集和预测集的MARD分别为3.67%、4.76%、4.74%.此外,101个数据中100个数据点的MARD小于20%,占比超过99%.可见,此BP-ANN模型可以准确预测除湿过程的舍伍德数.

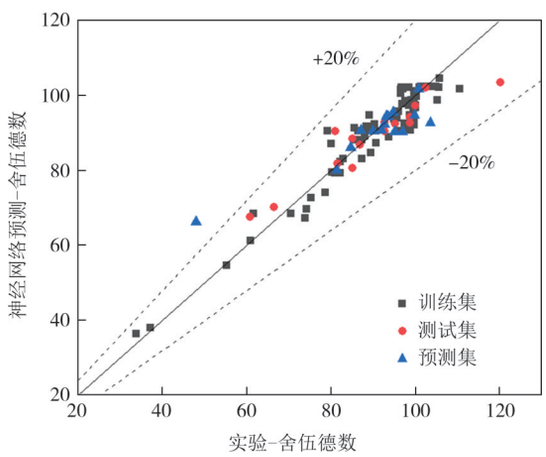


图3 实验舍伍德数与BP-ANN模型预测的比较

Fig.3 Comparison of *Sh* between experiment and BP-ANN model

表4比较了本研究提出的BP-ANN模型和文献经验公式的计算结果.与常用舍伍德数经验公式相比,BP-ANN模型的MARD低很多,其最小MARD为4.07%.

图4对比了BP-ANN模型和各经验公式的MAD、MARD和MARD<20%的比例.BP-ANN模型中MARD<20%的数据点有100个,占比99.01%;Wen等[21]的经验式中MARD<20%的数据点有99个,占比98.02%;Yin等[22]的经验式中MARD<20%的数据点有1个,占比0.99%;Lee等[6]的经验式中MARD<

表4 本研究BP-ANN模型和文献经验式结果比较

Tab.4 Comparison of results between present BP-ANN model and empirical formulas of the literatures

预测模型	表达式	MARD/%
BP-ANN模型	无	4.07
Wen等[21]	$Sh_a=65.1\times Sc_a^{-23.6}\times Re_a^{-0.62}w_{a,i}^{-1.57}w_e^{-0.13}$	7.15
Yin等[22]	$Sh_a=0.345\times T_s^{-2.991}Sc_a^{0.33}Re_a^{1.56}/\rho_a$	86.70
Lee等[6]	$Sh=0.92\times Re_a^{0.381}\times Re_s^{0.269}Sc_a^{0.601}\times(X_s/X_s^*)^{0.143}$	78.02
Chilton - Colburnj经验式[23-24]	$Sh=0.664\times Sc_a^{1/3}\times Re_a^{1/2}$	49.59

20% 的数据点有 1 个,占比 0.99%;Chilton-Colburnj 经验式[23-24]中 MARD<20% 的数据点有 3 个,占比 2.97%.可以看出 BP-ANN 预测结果误差最小,MARD <20% 的比例最高.

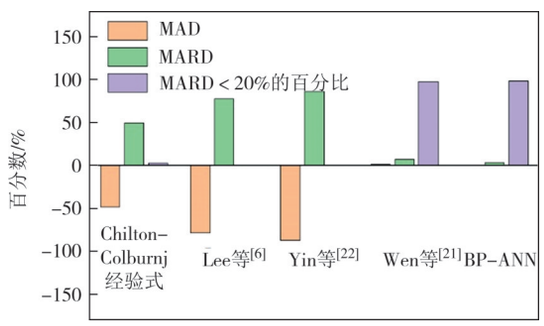


图 4　BP-ANN 预测和其他经验式结果比较

Fig.4　Comparison of results between BP-ANN model and empirical formulas

4　基于神经网络预测的参数化研究

以上模型验证说明本文提出的 BP-ANN 模型具有非常高的预测精度.因此,本节采用人工神经网络模型研究了入口溶液温度、入口溶液质量流量、入口空气含湿量、入口空气流速和入口空气温度对舍伍德数的影响,分析了不同参数对除湿性能的影响.

4.1　入口溶液温度

图 5 对比了不同入口溶液温度下实验和 BP-ANN 预测模型结果.各入口参数分别为:溶液浓度 38%,溶液质量流量 0.11 kg/s,空气质量流量 0.032 kg/s,空气温度 30 ℃,空气含湿量 22.5 g/kg 干空气.本文分析了入口溶液温度对除湿性能的影响,可以看出当入口溶液温度上升时,舍伍德数变小.这是因为当溶液温度从 26 ℃升高到 35 ℃时,溶液表面水蒸气分压力增加.这意味着溶液与空气间的传质推动力随着溶液温度的升高而减小.因此,溶液温度越高,除湿量变化越小.由式(4)和式(5)得出,当其他参数不变的情况下,绝对湿度变化越小,舍伍德数变小.因此,溶液入口温度有上升时,舍伍德数下降.

4.2　入口溶液质量流量

图 6 对比了不同入口溶液质量流量下实验和 BP-ANN 预测模型结果.各入口参数分别为:溶液浓度 38%,溶液温度 28 ℃,空气质量流量 0.032 kg/s,空气温度 29 ℃,空气含湿量 22.5 g/kg 干空气.本文分析了入口溶液质量流量对除湿性能的影响,可以看出

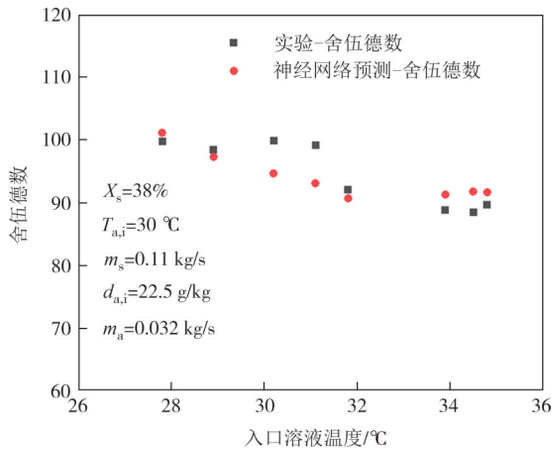


图 5　不同入口溶液温度下实验与模拟结果对比

Fig.5　Comparison of experimental and simulated results with different inlet solution temperature

当溶液质量流量从 0.08 kg/s 增加到 0.16 kg/s 时,舍伍德数在一定范围内波动.这是因为溶液质量流量的变化对降膜传质驱动力和润湿性的影响均可忽略不计.

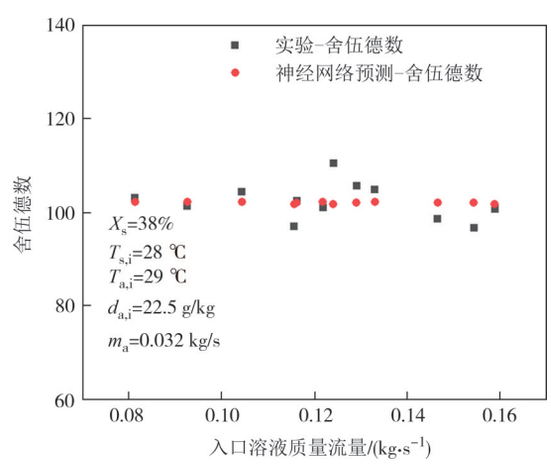


图 6　不同入口溶液质量流量下实验与模拟结果对比

Fig.6　Comparison of experimental and simulated results with different inlet solution mass flow rate

4.3　入口空气含湿量

图 7 对比了不同入口空气含湿量下实验和 BP-ANN 预测模型结果.各入口参数分别为:溶液浓度 38%,溶液质量流量 0.11 kg/s,溶液温度 28 ℃,空气质量流量 0.032 kg/s,空气温度 30 ℃.本文分析了入口空气含湿量对除湿性能的影响,可以看出在一定的空气温度条件下,随着空气含湿量的增加,空气中水蒸气分压力增大,与溶液表面的水蒸气分压力之差变大,传质驱动力增大,溶液吸收空气中更多的水分,除湿量增大,舍伍德数增加.

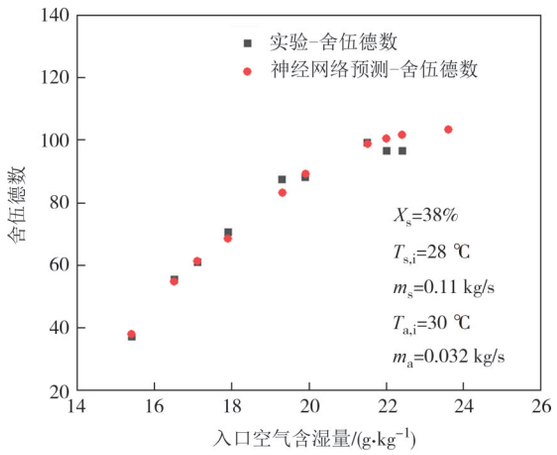


图7 不同入口空气含湿量下实验与模拟结果对比

Fig.7 Comparison of experimental and simulated results with different inlet air humidity

4.4 入口空气流速

图8对比了不同空气流速下实验和BP-ANN预测结果.各入口参数分别为:溶液浓度38%,溶液质量流量0.11 kg/s,溶液温度28 ℃,空气含湿量22.5 g/kg,空气温度28 ℃.本文分析了空气流速对除湿性能的影响,可以看出当空气流速上升,处理空气速度越快,意味着被处理空气与溶液接触时间越短,除湿量减小,舍伍德数减小.

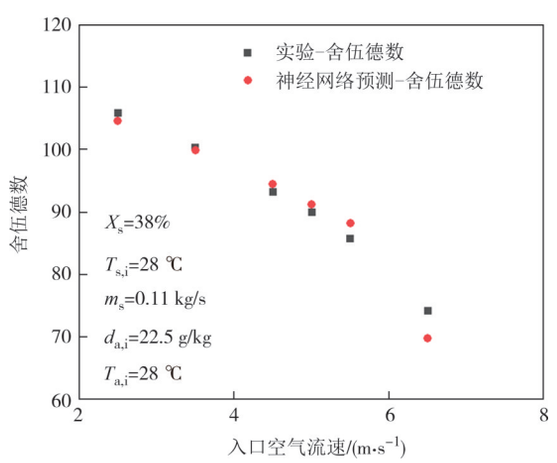


图8 不同入口空气流速下实验与模拟结果对比

Fig.8 Comparison of experimental and simulated results with different inlet air velocity

4.5 入口空气温度

图9对比了不同入口空气温度下实验和BP-ANN预测模型结果.各入口参数分别为:溶液浓度38%,溶液质量流量0.11 kg/s,溶液温度28 ℃,空气质量流量0.032 kg/s,空气含湿量22.5 g/kg干空气.本文分析了入口空气温度对除湿性能的影响,可以看出当空气温度升高时,舍伍德数上下波动,空气温度对除湿性能的影响可以忽略不计.这是因为具有相同绝对湿度的空气具有相同的水蒸气分压力.也就是说,当与溶液接触时,传质驱动力基本相同.因此在正常范围内空气温度的变化对舍伍德数的影响不大.

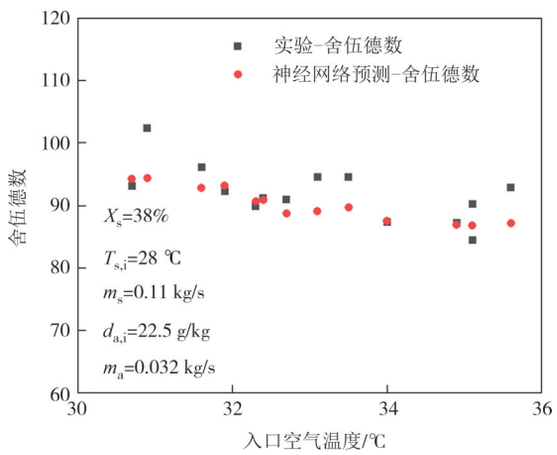


图9 不同入口空气温度下实验与模拟结果对比

Fig.9 Comparison of experimental and simulated results with different inlet air temperature

5 结 论

本文搭建了内冷型溶液除湿实验平台,获得实验数据,基于此建立了人工神经网络模型,用于预测除湿过程中的舍伍德数.主要研究结论如下:

1)所建立的BP-ANN具有较好的预测性能,整体数据集MARD为4.07%,其中训练集、测试集和预测集的MARD分别为3.67%、4.76%、4.74%.

2)相比文献经验式,BP-ANN预测结果误差最小,MARD<20%的点占比99.01%,比例最高.

3)采用验证后的BP-ANN模型针对内冷型溶液除湿器进行了参数化研究,结果表明出入口溶液温度、入口空气含湿量和入口空气流速对舍伍德数的变化影响较大,入口溶液质量流量和入口空气温度对舍伍德数变化影响较小.入口溶液温度升高时,舍伍德数变小;入口空气含湿量增加时,舍伍德数变大;入口空气流速变快时,舍伍德数变小.

本研究提出的基于机器学习的方法为内冷型溶液除湿器传热传质性能研究和实际应用提供了新思路,当前只建立了内冷型溶液除湿器除湿过程中的ANN模型,后续将展开内冷型溶液除湿器重生过程的性能研究以充分研究整个溶液除湿系统整体性能.

参考文献

[1] O'BERG V, GOSWAMI D Y. Experimental study of the heat and mass transfer in a packed bed liquid desiccant air dehumidifier [J]. Journal of Solar Energy Engineering, 1998, 120 (4): 289-297.

[2] 龚永奇, 邓建, 张文一, 等.基于内冷除湿的航空地面空调保障装备空调系统设计[J]. 装甲兵工程学院学报,2017,31(1):74-77.
GONG Y Q, DENG J, ZHANG W Y, et al. Design of air conditioning system of aircraft air conditioning support equipment based on inner-cooling dehumidification[J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering,2017,31(1):74-77.(in Chinese)

[3] 安海鹏,崔萍,方亮,等. 溶液除湿空调在工业厂房应用的能耗分析[J]. 节能,2017, 36(8): 51-54.
AN H P, CUI P, FANG L, et al. Energy consumption analysis of liquid desiccant air conditioning in industrial buildings [J]. Energy Conservation,2017, 36(8): 51-54.(in Chinese)

[4] DING Z X, YU X J, MA Z X, et al. On-site measurement and simulation investigation on condensation dehumidification and desiccant dehumidification in Hong Kong [J]. Energy and Buildings,2022,254:111560.

[5] CHEN Y Y, LIU Y F, WANG D J, et al. Performance and optimization of a novel solar-driven liquid desiccant air conditioning system suitable for extremely hot and humid climates [J]. Energy Conversion and Management,2020,215:112899.

[6] LEE J H,JUNG C W,CHANG Y S,et al. Nu and Sh correlations for LiCl solution and moist air in plate type dehumidifier [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2016, 100: 433-444.

[7] RAHAMAH A, ELSAYED M M, AL-NAJEM N M. A numerical solution for cooling and dehumidification of air by a falling desiccant film in parallel flow [J]. Renewable Energy, 1998, 13(3):305-322.

[8] CHUNG T W, GHOSH T K, HINES A L. Comparison between random and structured packings for dehumidification of air by lithium chloride solutions in a packed column and their heat and mass transfer correlations [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research,1996,35(1):192-198.

[9] QI R H, DONG C S, ZHANG L Z. Development of liquid-air mass transfer correlations for liquid desiccant dehumidification considering the liquid/air contact and film instability [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2019, 141: 491-502.

[10] WEN T, LUO Y M, WANG M, et al. Comparative study on the liquid desiccant dehumidification performance of lithium chloride and potassium formate [J]. Renewable Energy, 2021, 167: 841-852.

[11] MOHANRAJ M, JAYARAJ S, MURALEEDHARAN C. Applications of artificial neural networks for refrigeration, air-conditioning and heat pump systems—a review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews,2012,16(2):1340-1358.

[12] GHAHDARIJANI A M, HORMOZI F, ASL A H. Convective heat transfer and pressure drop study on nanofluids in double-walled reactor by developing an optimal multilayer perceptron artificial neural network [J]. International Communications in Heat and Mass Transfer,2017,84:11-19.

[13] AJBAR W, PARRALES A, CRUZ-JACOBO U, et al. The multivariable inverse artificial neural network combined with GA and PSO to improve the performance of solar parabolic trough collector[J]. Applied Thermal Engineering,2021,189:116651.

[14] QUADROS J D, KHAN S A, PRASHANTH T. Analysis of parallel flow type internally cooled membrane based liquid desiccant dehumidifier using neural networks approach [J]. Science and Technology for the Built Environment,2022,28(3):403-421.

[15] MOHAMMAD A T, BIN MAT S, SULAIMAN M Y, et al. Implementation and validation of an artificial neural network for predicting the performance of a liquid desiccant dehumidifier[J]. Energy Conversion and Management,2013,67:240-250.

[16] 章静,丛腾龙,苏光辉,等. 遗传神经网络对水平通道流动沸腾传热系数的预测[J]. 原子能科学技术,2015,49(1):70-76.
ZHANG J, CONG T L, SU G H, et al. Prediction of flow boiling heat transfer coefficient in horizontal channel by genetic neural network [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2015, 49(1):70-76.(in Chinese)

[17] LUO Y M, WANG M, YANG H X, et al. Experimental study of internally cooled liquid desiccant dehumidification: application in Hong Kong and intensive analysis of influencing factors [J]. Building and Environment,2015,93:210-220.

[18] COLEMAN H W, STEELE W G, BUZHUGA M.Experimentation, validation, and uncertainty analysis for engineers [J]. Noise Control Engineering Journal,2010,58(3):343.

[19] 韩力群. 人工神经网络教程[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2006.
HAN L Q. Course of artificial neural network [M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2006.(in Chinese)

[20] 程忠庆,葛珂楠,阚泽宝. 基于Elman神经网络的除湿系统能耗预测[J]. 计算机工程与设计,2014,35(2):677-680.
CHENG Z Q, GE K N, KAN Z B. Prediction of dehumidification system energy consumption based on Elman neural network [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(2): 677-680.(in Chinese)

[21] WEN T, LU L. Numerical and experimental study on internally cooled liquid desiccant dehumidification concerning film shrinkage shape and vapor condensation[J]. International Journal of Thermal Sciences,2019,136:316-327.

[22] YIN Y G, ZHANG X S, PENG D G, et al. Model validation and case study on internally cooled/heated dehumidifier/regenerator of liquid desiccant systems [J]. International Journal of Thermal Sciences,2009,48(8):1664-1671.

[23] REN C Q, TU M, WANG H H. An analytical model for heat and mass transfer processes in internally cooled or heated liquid desiccant-air contact units [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer,2007,50(17/18):3545-3555.

[24] MESQUITA L C S, HARRISON S J, THOMEY D. Modeling of heat and mass transfer in parallel plate liquid-desiccant dehumidifiers[J]. Solar Energy,2006,80(11):1475-1482.