

基于BP神经网络的温湿度环境下蒸发量补偿研究

卫金恺, 寇照杰, 史慧超*

北京化工大学信息科学与技术学院, 北京

收稿日期: 2025年11月20日; 录用日期: 2025年12月16日; 发布日期: 2025年12月24日

摘要

温湿度环境下微流量液体称重的准确性受到液体蒸发的极大影响。本文通过搭建称重实验装置, 分析了环境温度、相对湿度与蒸发速率的关系。利用反向传播(BP)神经网络构建了蒸发速率预测模型, 并与改进的物理蒸发模型进行比较。结果表明, BP神经网络模型和改进的物理蒸发模型的决定系数分别为0.768和0.7405, 预测平均相对误差分别为9.08%和13.19%, 说明BP神经网络的拟合效果和预测能力都要优于改进的物理蒸发模型。应用BP神经网络构建蒸发模型能够实现对蒸发速率的预测。

关键词

称重法, 蒸发速率, BP神经网络, 物理蒸发模型

Research on Evaporation Compensation under Temperature and Humidity Conditions Based on BP Neural Network

Jinkai Wei, Zhaojie Kou, Huichao Shi*

College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing

Received: November 20, 2025; accepted: December 16, 2025; published: December 24, 2025

Abstract

The accuracy of micro-flow liquid weighing in a temperature and humidity environment is greatly affected by liquid evaporation. In this paper, a weighing experiment device was built to analyze the relationship between environmental temperature, relative humidity and evaporation rate. A

*通讯作者。

backpropagation (BP) neural network was used to construct an evaporation rate prediction model and compared with an improved physical evaporation model. The results show that the determination coefficients of the BP neural network model and the improved physical evaporation model are 0.768 and 0.7405, respectively, and the average relative prediction errors are 9.08% and 13.19% respectively. This indicates that the fitting effect and prediction ability of the BP neural network are superior to those of the improved physical evaporation model. The application of BP neural network to construct an evaporation model can achieve the prediction of evaporation rate.

Keywords

Weighing Method, Evaporation Rate, BP Neural Network, Physical Evaporation Model

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

温湿度环境下对微流量液体称重，液体蒸发是不可忽视的重要影响因素[1]。由于微流量实验往往涉及样品液体的逐渐累积，其质量变化通常较小，而实验持续时间又相对较长，因此即便是极小量的蒸发也会对最终的测量结果造成显著误差。蒸发造成的质量损失会直接叠加在称重结果中，使得系统所记录的质量远低于液体的真实输入量[2]-[5]。已有实验结果表明，在捷 CM 的微小流量装置中，如果不采取任何蒸发抑制措施，当流量为 10 g/h 的时，蒸发量可占总测量的大约 9%，不仅导致系统误差显著增大，而且会对实验结论的可靠性和重复性造成严重威胁[6]-[9]。这一案例充分说明，蒸发在微流量实验环境中已经成为称重精度的主要误差来源之一。

针对蒸发问题，国内外学者和工程实践中提出了多种抑制措施。这些方法属于“被动抑制”范畴，目标是尽量减少蒸发速率而非补偿蒸发造成的误差。例如，在称重区域设置防风罩是一种常见的做法，它能够有效隔绝空气扰动，从而避免由流场变化引起的蒸发效应[10][11]。此外，提高环境湿度，也可以减小液体表面与环境空气之间的蒸汽压差，进而抑制分子逸出。为了进一步提升称重精度，部分研究者开始尝试引入蒸发模型，通过理论建模与实验证相结合的方式，对蒸发速率进行定量描述。国内外研究中较为常见的有基于道尔顿定律的蒸发模型、半经验公式等。这些模型通常将蒸发速率与液体表面、空气温湿度、气流速度等因素关联起来，通过实验标定相应的参数[12]-[14]。随后，结合实时检测到的环境变量，计算得到的蒸发量用于修正称重数据，从而实现对蒸发误差的补偿。与物理隔离措施相比，这类方法更具有主动性和灵活性，能够应对多变的实验环境，并在理论上实现更高的精度。但是这类方法过度依赖人工经验划分区间，泛化能力有限，尤其在温湿度极值组合场景下易出现误差突变。而神经网络除了具有优异的非线性处理能力外，还有实时学习和自我调整的特点[15]，为解决具有多因素复杂性及非线性的问题提供了一种新的途径。本文在改进的物理模型的基础上，运用 BP 神经网络合理构建蒸发模型，并将两种模型的效果进行对比，为温湿度环境下蒸发量的补偿提供参考。

2. 蒸发量预测物理模型

传统的道尔顿蒸发模型在湖泊的水面蒸发等开放环境中有着广泛的应用，但是在封闭环境下存在一定的局限性。本文基于菲克扩散定律，提出了适用于封闭称重系统的改进物理模型。

蒸发过程的本质是液体表面分子向气相的质量传输，该过程可由质量守恒定律和扩散理论描述。根

据菲克第一定律，通过单位面积的扩散通量 J 与浓度梯度成正比，公式可描述为(1-1)。

$$J = -D \frac{\partial c}{\partial x} \quad (1-1)$$

其中 D 为扩散系数，后边一项为浓度梯度。考虑到封闭环境中边界层的稳定性，浓度分布可简化为线性分布。设边界层的厚度为 δ ，则有式(1-2)。

$$\frac{\partial c}{\partial x} = \frac{c_a - c_s}{\delta} \quad (1-2)$$

带入到菲克定律得到式(1-3)。

$$J = D \frac{c_s - c_a}{\delta} \quad (1-3)$$

对于蒸发面积为 A 的系统，总的蒸发速率可写为式(1-4)。

$$E = \frac{D}{\delta} A (c_s - c_a) \quad (1-4)$$

定义传质系数 k 为式(1-5)。

$$k = \frac{D}{\delta} \quad (1-5)$$

则蒸发速率公式写为式(1-6)

$$E = kA (c_s - c_a) \quad (1-6)$$

下面是浓度与蒸汽压的关系，基于理想气体定律，水蒸气浓度 c 与蒸汽压 e 满足式(1-7)

$$c = \frac{e}{R_v T_k} \quad (1-7)$$

其中 R_v 为水汽比气体常数， T_k 为热力学温度。饱和水汽压计算采用国际通用的 Magnus 公式(1-8)

$$e_s(T) = 610.78 e^{\frac{17.27T}{T+237.3}} \quad (1-8)$$

其中 T 为摄氏度。综合上边的公式，并考虑相对湿度 RH ，得到完整的蒸发速率公式(1-9)

$$E = kA \frac{e_s(T) \left(1 - \frac{RH}{100}\right)}{R_v T_k} \quad (1-9)$$

3. BP 神经网络蒸发预测模型

本文只研究温湿度对蒸发速率的影响，如图 1 所示，选用 3 层结构的 BP 神经网络，分别为输入层、输出层和隐藏层。其中输入层节点数为 2 个，分别为温度和湿度，输出层节点数为 1 个，隐藏层的节点数通过试错法来确定。

要建立神经网络模型，首先要可靠的数据集。本文所采用的实验装置主要是由高精度电子天平、温湿度传感器、STM32 单片机组成，如图 2 所示。实验步骤如下：首先是启动高精度电子天平，完成校准并等待示数稳定到 0；在塑料杯中加入定量的纯净水，放置于电子天平的托盘上；将温湿度传感器固定在距离液面 3 cm 处，确保检测环境与液面蒸发的范围一致；STM32 单片机每 5 分钟采集电子天平的质量数据和温湿度传感器的环境参数，然后打包发送给上位机；上位机完成数据接收、解析、绘图和存储，

最终导出为 Excel 表格数据。

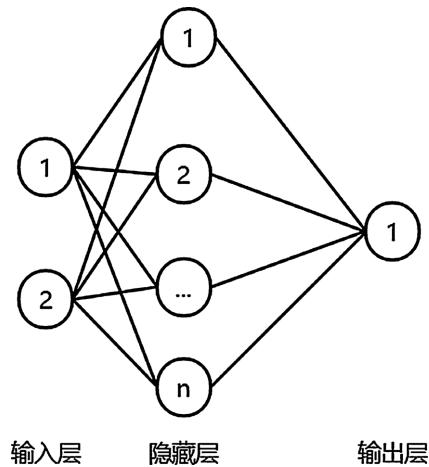


Figure 1. BP neural network structure

图 1. BP 神经网络结构

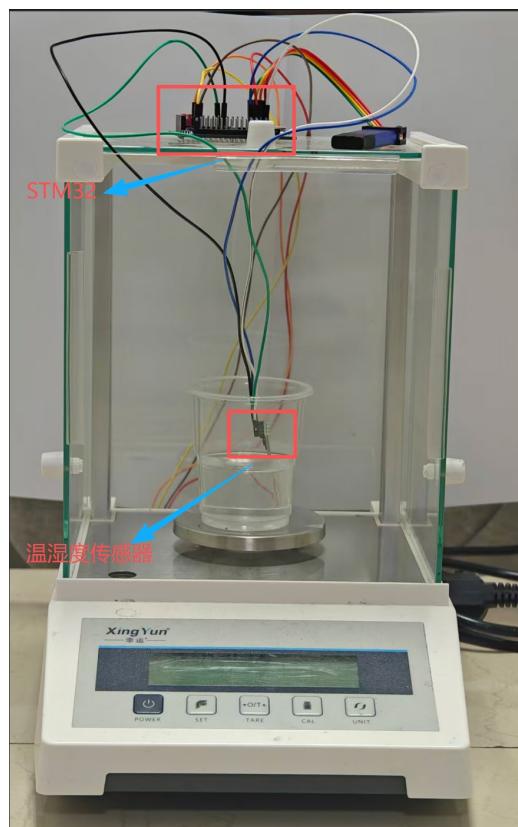


Figure 2. Diagram of the experimental setup
图 2. 实验装置图

为保证蒸发速率计算的准确性，本研究对采集的温度、湿度以及质量数据进行了规范化的数据预处理。首先，采用基于局部统计特性的 3σ 异常识别方法对异常的跳变点进行剔除。具体而言，对于任一采样点 X_i ，计算其在相邻的 5 个点的局部标准差 σ ，当这个数据点和前一个或者后一个数据点的差值满足

式(2-1)。

$$|x_i - x_{i-1}| > 3\sigma \quad (2-1)$$

则将该数据点判定为异常值并从数据集中剔除。该方法可以有效滤除由传感器的瞬时抖动、电磁干扰等引起的非真实跳变数据，保证温湿度及称重数据随时间的变化具有连续性和物理合理性。进一步，在计算蒸发速率时，为确保蒸发过程在选取的时间段内处于“相对稳定”的状态，本研究根据实验装置的环境特性及水蒸气压对温湿度变化的敏感性，设定了相邻采样点的筛选原则：温度变化不超过 0.3°C ，相对湿度变化不超过 2%。当两个采样点满足上述条件的条件时，可认为蒸发驱动力(饱和蒸汽压与实际水汽压之差)在该时间间隔内基本保持恒定，从而保证蒸发速率计算的可靠性；反之，则判定为环境扰动较大的时段，不参与蒸发速率的计算。

通过实验得到了数据集以后，基于不同节点数的均方误差来确定隐藏层的节点数。由图 3 可知，随着隐藏层的节点数增加，均方误差也快速降低，最终趋于稳定。基于此，确定隐藏层的节点数 10。

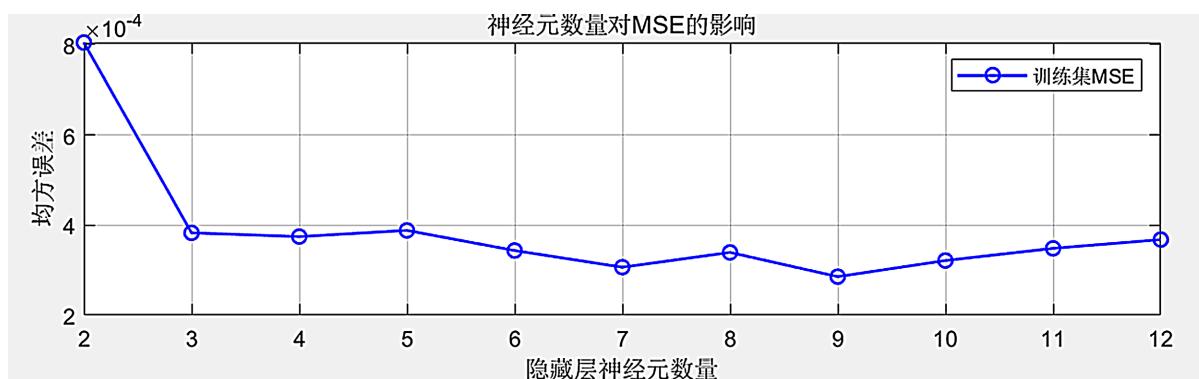


Figure 3. Mean square error of the hidden layer under different numbers of nodes
图 3. 隐藏层不同节点数下均方误差

4. 模型的对比与验证

首先对物理模型进行测试，针对封闭环境下传质系数 k 受温度、湿度耦合影响的特性，采用“数据预处理 – 温度分段 – 多变量回归建模 – 误差验证”的方案。其中回归模型的求解方法采用的是最小二乘法，结果图 4 所示。

从图中可以看到，决定系数 $R^2 = 0.7405$ ，相对误差大部分都集中在 20% 以内。预测值和实测值的散点关系分布在一条直线附近，说明拟合得到的模型适应性较好。

下面对 BP 神经网络模型进行测试，由于神经网络的训练依赖梯度下降算法，不同特征的单位和数值差异可能很大，因此在训练前需要对数据进行归一化处理，本文采用最大最小归一化的方法。然后设值目标精度为 0.001，迭代次数为 1000 次，训练集和验证集的比例设置为 8:2，隐藏层和输出层的激活函数分别设为双曲正切函数和线性函数。在迭代 358 次后达到目标精度，且网络的训练误差在后面的 10 次无明显的下降，训练结束。图 5 为总体样本的实际值和预测值，从图中可以看出，所有样本基本都分布在经过原点的一条直线附近，决定系数 R^2 为 0.768，说明 BP 神经网络对样本的拟合效果良好。

综上所述，改进的物理蒸发模型和 BP 神经网络模型的决定系数 R^2 分别为 0.7405 和 0.768，说明神经网络模型预测蒸发速率的准确度要优于物理蒸发模型。但是评估一个模型的预测能力还需要通过新数据来进行测试。因此，选取样本之外的一组数据，分别采用两种模型对蒸发速率进行预测，然后与实际值进行对比。

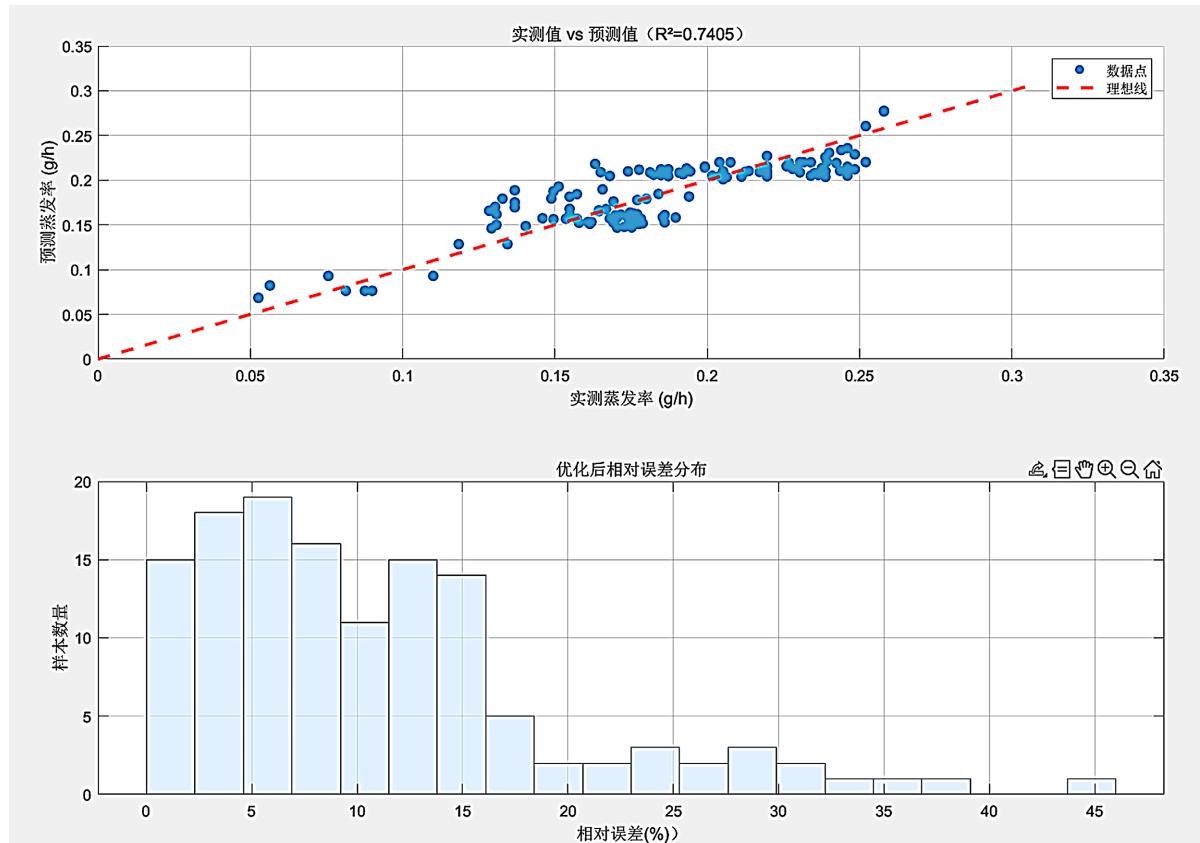
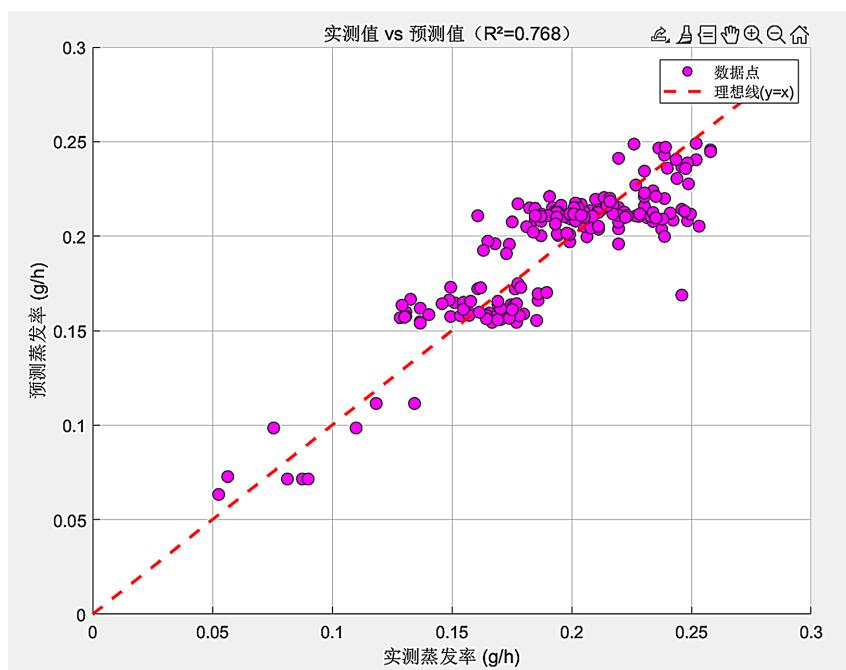
**Figure 4.** Physical model effect**图 4.** 物理模型效果**Figure 5.** Training effect of BP neural network**图 5.** BP 神经网络的训练效果

图 6 和图 7 分别反映了物理模型和 BP 神经网络模型的相对误差的变化趋势。可以看到，改进的物理蒸发模型预测平均相对误差为 13.19%，而 BP 神经网络模型的预测平均相对误差为 9.08%，说明神经网络模型对蒸发速率的预测效果优于改进的物理蒸发模型。

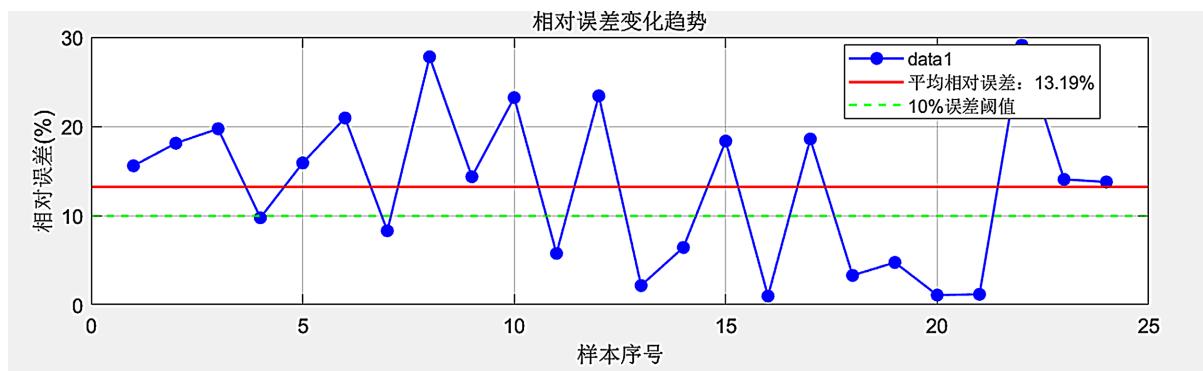


Figure 6. Trend of relative error changes in the Dalton model

图 6. 道尔顿模型相对误差变化趋势

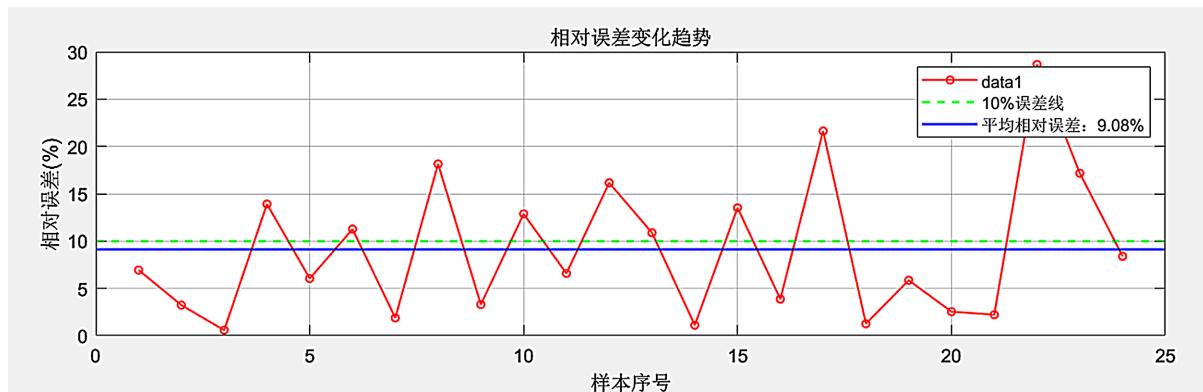


Figure 7. Trend of relative error changes in the BP neural network model

图 7. BP 神经网络模型相对误差变化趋势

5. 讨论

从实验结果可以看出，BP 神经网络模型在决定系数、平均相对误差以及总体拟合趋势上均优于改进的物理蒸发模型。造成这一差异的主要原因在于两类模型在处理非线性关系、变量耦合以及系统误差方面的能力存在本质差异。

首先，物理蒸发模型基于菲克扩散定律推导而来，需要对边界层厚度、浓度分布以及传质系数等参数做出一系列简化假设。例如，为了便于建模，模型通常默认边界层浓度呈线性变化、传质系数与温湿度呈相对平稳的函数关系。然而在实际实验环境中，蒸发过程受到微小气流变化、局部热交换以及实验装置结构特性等因素影响，其真实的传质行为往往呈现出多因素耦合的复杂非线性。上述简化在理论上是必要的，但也不可避免地忽略了部分影响蒸发速率的细微机制，从而限制了模型的准确性。

相比之下，BP 神经网络模型不依赖显式的物理假设，而是通过训练数据直接学习温湿度与蒸发速率之间的关系。由于神经网络具有较强的非线性拟合能力，它能够自动捕捉到温湿度对蒸发速率影响的变化规律。例如，当温度略微升高时，饱和蒸汽压呈指数增长，而相对湿度变化则会以非线性方式改变蒸发驱动力；这些非线性特性在神经网络中可以通过激活函数和多层结构自然表达。此外，神经网络在训

练过程中还能够适应数据中存在的系统误差和噪声，使预测结果在整体趋势上更贴近实测值。

第二，实验装置本身可能存在一定的结构性偏差，如传感器安装位置造成的局部温湿度差异、杯口边界层扰动等。物理模型难以将这些因素以定量形式直接引入，而神经网络则可以通过大量样本自动“学习”这些装置特性的影响，从而表现出更好的泛化能力。

最后，尽管BP神经网络模型的预测效果更优，但也需要指出其局限性：模型依赖训练数据分布，当环境条件显著超出训练范围时，其预测性能可能下降；同时神经网络缺乏明确的物理解释能力，因此在极端条件下的稳定性仍需要进一步验证。因此，BP神经网络模型与物理蒸发模型更适合作为互补关系：物理模型提供理论可解释性，神经网络提供高精度预测，两者结合可能获得更优的补偿效果。

6. 总结与展望

本文以封闭环境下水介质的蒸发速率为研究对象，系统开展了实验研究，并建立了改进的物理蒸发模型与BP神经网络模型。实验结果显示，两种模型在拟合原始实验数据时的R²分别为0.7405和0.768，而在多组新增样本的预测验证中，平均相对误差分别为13.19%和9.08%，表明BP神经网络模型在蒸发速率预测方面具有更高的精度和可靠性。

从理论层面来看，本研究在传统物理蒸发模型基础上进行了改进，并将数据驱动的神经网络方法引入蒸发预测，为封闭环境下蒸发过程的建模提供了新的思路，拓展了蒸发机理研究与智能预测模型结合的理论框架。在实践应用上，BP神经网络模型为温湿度环境下水蒸发量的预测提供了一种可行方案，其高精度的预测结果可用于微流量测量场景中的蒸发量定量补偿，为提升微流量计量的准确性提供了切实的技术参考。

未来研究可在以下几个方面进一步拓展：一是引入更多环境变量和复杂边界条件，探索模型在非理想封闭环境下的适用性与鲁棒性；二是结合物理机理与深度学习的混合建模方法，提升预测精度并增强模型可解释性；三是考虑长期动态变化及多尺度影响因素，以支持蒸发过程的更广泛应用和理论的完善。

参考文献

- [1] 侯立凯, 范旭, 金羽卓, 等. 液体微小流量测量技术研究进展[J]. 力学学报, 2024, 56(6): 1573-1584.
- [2] 乐志鲁. 基于称重法的液体流量标准装置的设计与研究[D]: [硕士学位论文]. 抚州: 东华理工大学, 2020.
- [3] 龚杰. 液体微小流量装置的设计与研究[D]: [硕士学位论文]. 镇江: 江苏大学, 2018.
- [4] 李志伟, 付振海, 张志宏, 等. 基于反向传播神经网络的卤水蒸发速率预测模型[J]. 无机盐工业, 2024, 56(1): 53-58.
- [5] 姜云杰. 定水位补偿式蒸发量测量系统设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [6] 黄晓云, 黄宏智, 陈刚. 水温对自动蒸发数据质量的影响[J]. 气象水文海洋仪器, 2020, 37(1): 7-11.
- [7] 高辉辉, 陈挚, 石喆, 等. 水温对器皿蒸发量影响的实验研究[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2022, 58(1): 147-156.
- [8] 耿江涛, 李相一, 邢广磊, 等. 水表面蒸发速率的实验研究[J]. 电源技术, 2010, 34(5): 470-472.
- [9] 王周锋, 高一博, 王文科, 等. 近水面温湿度变化特征及水面蒸发量计算差异性分析[J]. 地球环境学报, 2023, 14(5): 618-625.
- [10] 高小雲, 李慧. 大型水库蒸发量计算研究[J]. 水利水电快报, 2024, 45(10): 4.
- [11] 杨伟旗, 徐东华, 杨会涛, 等. 称重系统校准装置的技术研究与分析[J]. 设备管理与维修, 2022(4): 91-92.
- [12] 汪正超, 李文斌, 蒋培清. 不同气流场中水面蒸发模型的研究[J]. 气象水文海洋仪器, 2013(2): 35-40.
- [13] Hisatake, K., Tanaka, S. and Aizawa, Y. (1993) Evaporation Rate of Water in a Vessel. *Journal of Applied Physics*, **73**, 7395-7401. <https://doi.org/10.1063/1.354031>
- [14] Shah, M.M. (2012) Calculation of Evaporation from Indoor Swimming Pools: Further Development of Formulas. *ASHRAE Transactions*, **118**, 460-466.
- [15] Doihara, R., Takahashi, N. and Shimizu, Y. (2016) Weighing System with Low Evaporation Error for Liquid Microflow Down to 1 mg/min. *Measurement*, **92**, 43-50.