

文章编号:

基于人工神经网络的堆芯两相流型预测模型开发

马翊超, 孔德祥, 田文喜*, 章静, 巫英伟, 秋穗正, 苏光辉

西安交通大学核科学与技术学院, 西安, 710049

摘要: 为了充分利用不断增加的流型实验数据来扩大模型适用范围、提高模型预测精度, 本研究收集实验数据建立了训练数据库并对数据进行了预处理, 基于人工神经网络(ANN)算法开发了两相流型预测模型, 分析了模型对不同方向上流型的预测精度并与传统流型预测模型进行对比。结果表明, 建立的新模型对训练集的平均准确率为 88.56%, 对测试集的平均准确率为 87.86%, 新模型能直接用于各种不同工况不会发生不同方向流型混淆的情况, 相比于 Ishii 模型、Mandhane 模型、Taitel 模型, 新模型具有更好的预测精度。本研究为流型预测提供了一种新方法, 随着训练数据的更新, 模型的适用范围和精度可以不断提高。

关键词: 反应堆堆芯; 两相流型; 机器学习; 人工神经网络(ANN)

中图分类号: TL334 **文献标识码:** A

Development of Prediction Model for Two-phase Flow Regime in Nuclear Reactor Core based on Artificial Neural Network

Ma Yichao, Kong Dexiang, Tian Wenxi*, Zhang Jing, Wu Yingwei, Qiu Suizheng, Su Guanghui

School of Nuclear Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049, China;

Abstract: To fully leverage the increasing experimental data on flow patterns to expand model applicability and improve prediction accuracy, this study collected experimental data, established a training database, and performed data preprocessing. A two-phase flow pattern prediction model was developed based on the artificial neural network (ANN) algorithm. The model's prediction accuracy in various flow directions was analyzed and compared with traditional flow pattern prediction models. The results show that the new model achieves an average accuracy of 88.56% on the training set and 87.86% on the test set. The proposed model can be directly applied to various operating conditions without causing misclassification of flow patterns in different directions. Compared to the Ishii model, Mandhane model, and Taitel model, the ANN-based model demonstrates superior prediction accuracy. This study provides a novel method for flow pattern prediction, and with the continuous updating of training data, the applicability and accuracy of the model can be further improved.

Keywords: Nuclear reactor core, Two-phase flow regime, Machine learning, Artificial neural network(ANN)

收稿日期: 2024-09-13; 修回日期: 2024-10-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(12175173)

作者简介: 马翊超(1997—), 男, 博士研究生, 现主要从事反应堆系统分析与燃料性能分析方面的研究, E-mail: myc1997@stu.xjtu.edu.cn

*通讯作者: 田文喜, E-mail: wxtian@xjtu.edu.cn

0 引言

反应堆堆芯是核反应堆系统中产生并传递热量的关键部件。在压水堆系统中，堆芯冷却剂在正常运行条件下通常为单相，但在失流、失水等事故条件下，由于热量无法及时排出，冷却剂会转变为两相，导致传热恶化、燃料温度上升，进而威胁到反应堆系统的安全。流型与两相流体的流动换热特性关系密切，不同流型下的沸腾换热关系式的选取不同，因此对流型进行准确的预测对计算两相流体的沸腾换热系数进而获得燃料温度分布有着重要的意义。

目前对于气液两相流的流型划分已有大量的研究。**Baker**^[1]将水平管道中的流型概括为层状流、波状流、环状流、泡状流、弹状流、塞状流和弥散流等 7 种流型。对于垂直管道中的气液流动，**Hewitt** 等^[2]定义了泡状流、弹状流、搅拌流和环状流 4 种流型。**Mandhane** 等^[3]基于数千个水平管道流型数据，提出了一种新的气液流型图，将表观气相速度和表观液相速度作为横轴和纵轴，该新流型图形式简单，并被首次应用于代码计算。**Taitel** 等^{[4][5]}提出一种预测倾斜管道内流型转变的理论机理模型。**Barnea** 等^{[6][7]}通过实验研究对 **Taitel** 的模型进行了验证，并提出了预测流型转变边界的理论模型。**Venkateswararao** 等^[8]对垂直棒束中的流型进行了实验和理论研究，建立了可以预测压水堆失水事故下流型转变的模型。但这些模型都是基于主观判断和识别提出，适用范围通常较窄，预测精度也仍需进一步提高。

人工神经网络 (ANN) 等机器学习算法由于其优越的解决非线性问题能力，近几年也被用于流型预测。**Lee** 等^[9]基于有监督和无监督聚类神经网络建立了流型识别模型。**Paranjape** 等**错误!未找到引用源。**提出了一种基于自组织神经网络和空泡份额累积概率分布函数的流型识别方法，并应用于棒束流型识别实验研究。**潘良明**等**错误!未找到引用源。**提出了一种基于 Relief-FCM 聚类算法的流型识别方法，并基于该方法建立了垂直向下和向下流动的流型图。**Ouyang** 等^[11]建立了一种结合 BiLSTM 与 CNN 的深度神经网络框架模

型，并通过开展棒束流型实验验证了该模型的可行性。**张立峰**等^[12]提出了一种基于多元经验模态分解与卷积神经网络的垂直管道流型识别方法。**朱隆祥**等^[14]基于非监督机器学习方法开展了竖直环形流道流动沸腾流型研究。这些研究表明了目前气液两相流流型识别领域的技术进步，从早期的主观识别判断发展到现在机器学习和深度学习技术，这些方法在理论和小组实验研究中表现良好，但在大规模工业应用中，尤其面对大量复杂流动工况以及异常数据的场景下的应用仍需要进一步验证。

目前机器学习算法在两相流型识别领域主要被用于实验研究，在改进热工水力分析程序中的流型预测模型方面的研究相对较少。因此本研究针对热工水力分析程序中使用的流型预测模型开展了基于 ANN 模型的应用开发，以提高热工水力分析程序的计算精度与准确性。尽管不断有学者采用新的研究方法开展气液两相流型实验研究，但现今主流的系统分析程序仍在使用基于旧实验数据开发的模型^{[15][17]}。这些模型并未根据不断更新的实验数据进行改进，导致了其适用范围和预测精度都需要进一步提升。因此本研究收集了各种类型的流型实验数据建立了训练数据库，开发了一种基于 ANN 模型的气液两相流型预测模型，能够直接用于向上流动、向下流动、水平流动 3 种不同的流动方向，并通过与已有模型对比验证了模型的可行性与准确性。

1 数学物理模型

1.1 训练数据库建立与数据预处理

收集来自公开文献的实验数据建立训练数据库，表观气相速度范围为 0.01~500 m/s，表观液相速度范围为 0.001~20 m/s，水力直径范围为 0.0093~0.1524 m，流动方向包含水平、向上和向下流动，原始实验数据总结如表 1 所示。

由于不同学者对于流型具有不同的命名，因此会出现一个数据点同时被划分为两种不同流型的情况，极大地影响预测精度。为了提高预测精度，将水平方向的流型修正为泡状流、层状流、

收稿日期: 2024-09-13; 修回日期: 2024-10-27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (12175173)

作者简介: 马翊超 (1997—), 男, 博士研究生, 现主要从事反应堆系统分析与燃料性能分析方面的研究, E-mail: myc1997@stu.xjtu.edu.cn

*通讯作者: 田文喜, E-mail: wxtian@xjtu.edu.cn

波状流、弹状流、环状流、弥散流，将垂直方向的流型修正为泡状流、弹状流、搅拌流、环状流。修正过后的流型数据量分布如图 1 所示。

由于本研究中的训练数据均为 0.1 MPa 下的空气-水和蒸汽-水实验数据，因此未考虑压力和温度的影响。根据现有研究，相比于雷诺数，表

观气相速度和表观液相速度更适合用来划分不同的流型。因此，在建立训练数据库时，输入参数为水力直径、表观气相速度、表观液相速度、流动方向，输出参数为流型。

表 1 原始实验数据总结
Tab. 1 The Summary of Original Experimental Data

数据来源	流动方向	表观气相速度/(m s ⁻¹)	表观液相速度/(m s ⁻¹)	水力直径/m	数据量/组	流型种类
Mandhane ^[3]	水平流动	0.10~500	0.10~20	0.0127-0.1651	458	泡状流、层状流、波状流、弹状流、环状流、弥散流
Barnea ^[18]	水平流动	0.01~100	0.001~10	0.0040~0.1230	901	细长泡状流、弥散泡状流、弹状流、波状环状流、波状层状流、平滑层状流、环状流
Yang ^[19]	向下流动	0.01~10	0.10~10	0.1524	71	泡状流、帽状-泡状流、搅拌湍流、环状流
Lee ^[9]	向下流动	0.01~100	0.01~10	0.0254, 0.0508	197	泡状流、帽状-泡状流、弹状流、搅拌湍流、环状流
Pan 错误! 未找到引用源。	向下流动	0.01~100	0.01~10	0.0254	119	泡状流、弹状流、搅拌湍流、环状流
Taitel ^[5]	向上流动	0.10~100	0.01~10	0.0250	108	泡状流、弹状流、搅拌流、环状流
Venkateswararao ^[8]	向上流动	0.01~50	0.01~1.0	0.0180	209	泡状流、弹状流、搅拌流、环状流
Mizutani ^[20]	向上流动	0.01~10	0.01~10	0.0093	67	泡状流、搅拌流、环状流、泡状-搅拌过渡流、搅拌-环状过渡流
Paranjape 错误! 未找到引用源。	向上流动	0.01~100	0.01~10	0.0153	141	泡状流、帽状-泡状流、搅拌湍流、搅拌流
Zhou ^[21]	向上流动	0.01~100	0.01~1	0.0187	149	泡状流、搅拌流、环状流、泡状-搅拌过渡流

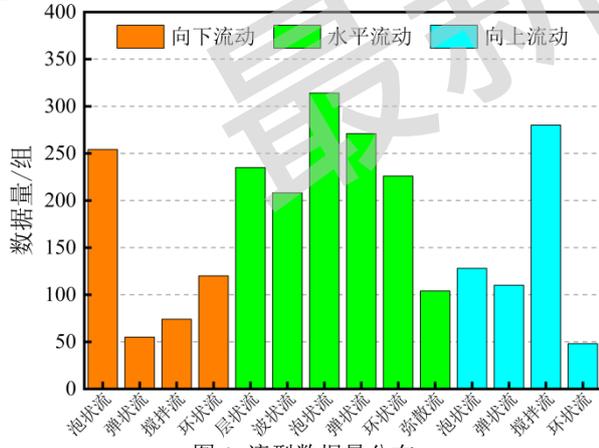


图 1 The Data Size Distribution of Flow Regimes

流动方向用向量表示，向下流动、水平流动、向上流动分别表示为[1,0,0]、[0,0,1]、[0,0,1]，以此实现同一模型针对不同流动方向流型的预测。对水力直径按照式 (1) 进行了归一化处理，由于训练数据的表观速度跨越多个数量级，为了避免忽略数值较小的数据点的特征，对表观速度按照式 (2) 进行了归一化处理。

$$X_{\text{norm}}(i) = \frac{X(i) - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

$$X_{\text{norm}}(i) = \frac{\lg X(i) - \lg X_{\min}}{\lg X_{\max} - \lg X_{\min}} \quad (2)$$

式中， $X_{\text{norm}}(i)$ 为归一化后数据值， $X(i)$ 为原始数据值， X_{\min} 为该参数最小值， X_{\max} 为该参数最大值。

1.2 神经网络模型

神经网络 (ANN) 是基于模拟生物神经元机理的计算结构，一般来说，一个神经网络包含一个输入层、一个或多个隐含层和一个输出层，每一层都包含能够实现类似于生物神经元的基本功能的信息处理单元，神经网络的信息处理单元称为神经元，或称为节点^[22]。

数学模型如下：

$$o_j(t) = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} u_i(t - \tau_{ij}) - T_j\right) \quad (3)$$

式中， $o_j(t)$ 为 t 时刻神经元 j 的信息输出； u_i 为神经元 j 的信息输入； τ_{ij} 为输入输出间的突触延时；

T_j 为神经元 j 的阈值; ω_{ij} 为神经元 i 到神经元 j 的突触连接系数,即权重因子; $f(x)$ 为神经元激活函数。

本研究中采用了四层神经网络结构,包括 1 个输入层、2 个隐含层和 1 个输出层,如图 2 所示。输入参数分别为:3 个流动方向判别、水力直径、表观气相速度、表观液相速度。输出参数共有 14 个,分别代表了向下流动的 4 个流型、水平流动的 6 个流型、向上流动的 4 个流型,输出的大小代表对该种流型的预测概率,选择概率最大的流型作为预测流型。

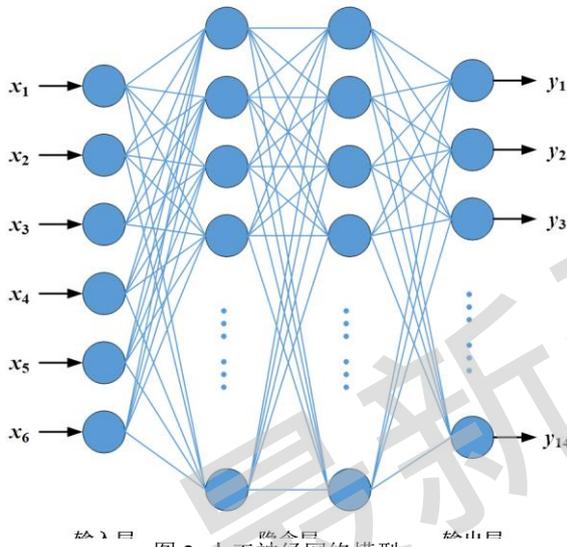


图 2 人工神经网络模型
Fig. 2 The Model of ANN
 x_i —输入参数 i ; y_i —预测为流型 i 的概率

2 神经网络模型训练

2.1 模型超参数选取

本研究基于 Python 的 sklearn 库建立 ANN 模型^[23],由于超参数的选择对 ANN 模型的预测性能起着重要作用,因此首先采用网格搜索方法进行了模型超参数寻优,选取的模型超参数包括激活函数、求解器、L2 正则项参数、学习率、最大迭代次数、优化公差,超参数的选取范围和选取结果如表 2 所示。最终选取激活函数为 ReLU,求解器为 Adam, L2 正则化参数为 1.0×10^{-5} ,学习率为 0.01,最大迭代次数为 500,优化公差为 1.0×10^{-5} 。

表 2 模型超参数选取范围及结果

Tab. 2 The Selection Range and Results of Hyperparameters

参数类型	选取范围	选取结果
------	------	------

激活函数	{'identity','logistic','tanh','ReLU'}	ReLU
求解器	{'LBFGS','SGD','Adam'}	Adam
L2 正则化参数	{ 1.0×10^{-3} , 1.0×10^{-4} , 1.0×10^{-5} }	1.0×10^{-5}
学习率	{0.0001,0.001,0.01,0.1}	0.01
最大迭代次数	{200,500,1000}	500
优化公差	{ 1.0×10^{-3} , 1.0×10^{-4} , 1.0×10^{-5} }	1.0×10^{-5}

2.2 隐含层神经元数量分析

采用选取的超参数建立 ANN 模型,进一步开展隐含层神经元数量分析,选取合适的隐含层神经元数量,在保证神经网络性能的同时不降低计算效率。

将训练数据库按 8:2 分为训练集和测试集,两层隐含层神经元数量相同,不同神经元数量下对训练集和测试集的预测准确率如图 3 所示。可以看到,训练集和测试集准确率的差别较小,说明模型没有出现拟合现象,具有较好的泛化能力。在隐含层神经元数量大于 85 后预测准确率没有明显的增长,因此最终选择隐含层神经元数量为 85,神经网络结构为 6-85-85-14。

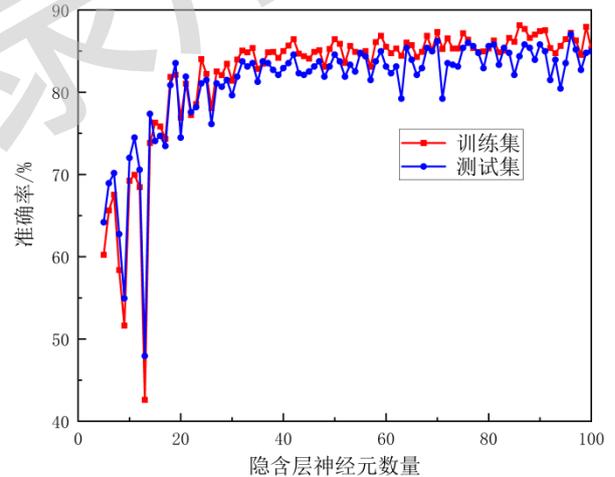


图 3 隐含层神经元数量对准确率的影响

Fig. 3 The Influence of the Number of Neurons in Hidden Layers on Accuracy

3 计算结果与分析

3.1 模型预测结果

随机选取训练数据库中的 80% 组成训练集,剩余数据为测试集。训练集的平均准确率为 88.56%,测试集的平均准确率为 87.86%,具体的流型预测分布分别如图 4 和图 5 所示。根据流型分布可以看到,模型能够很好地对不同方向的流型进行划分,没有出现不同方向的流型混淆的情况。

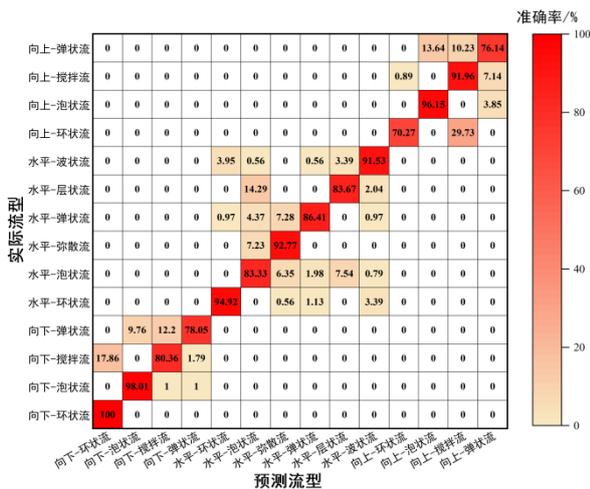


图 4 训练集流型预测分布

Fig. 4 The Flow Regime Prediction Distribution of Training Set

对于向下流动方向的流型，模型的误差主要为部分弹状流数据被误判为泡状流和搅拌流，部分搅拌流数据被误判为环状流。这是由于弹状流和搅拌流是泡状流与环状流之间的流型，在训练数据库中的数据量又偏低，因此无法与其他流型实现完全区分。

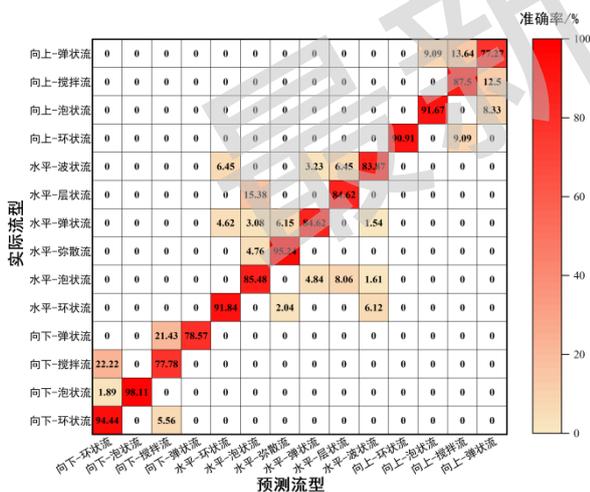


图 5 测试集流型预测分布

Fig. 5 The Flow Regime Prediction Distribution of Test Set

对于水平流动方向的流型，模型的误差主要出现在部分泡状流与弥散流、泡状流与层状流的数据没有正确区分。这是由于水力直径对流型有着较大的影响，而水平方向的训练数据的水力直径变化较大但是不连续，导致无法充分体现水力直径对流型的影响。

对于向上流动的流型，模型的误差主要在弹

状流与泡状流、弹状流与搅拌流的部分数据没有正确预测，此外其他流型更容易被误判为搅拌流。这是由于在修正流型种类时部分数据没有进行正确划分，导致不同流型之间的边界不清晰，而搅拌流的训练数据量大于其他流型，导致更容易发生误判的情况。

3.2 模型与已有模型对比

将基于 ANN 的流型预测模型的预测准确率在向下流动、水平流动和向上流动方向上分别与 Ishii 模型错误! 未找到引用源。、Mandhane 模型^[3]以及 Taitel 模型^[5]进行对比。

选取向下流动数据中水力直径为 25.4 mm 的数据与 Ishii 模型进行对比，图 6 为 Ishii 模型和 ANN 模型对不同流型的预测准确率对比。可以看到，Ishii 模型只有对搅拌流的预测准确率高于 ANN 模型，而这是通过扩大搅拌流的边界实现的，从 Ishii 模型对弹状流和环状流预测准确率较低可以体现。而 ANN 模型对各个流型都有 90% 以上的预测准确率。

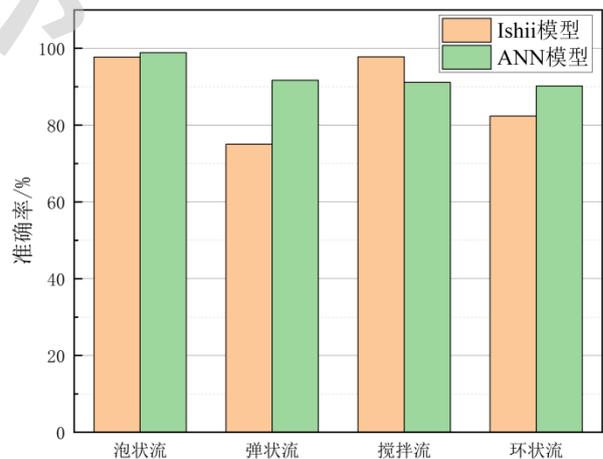


图 6 ANN 模型与 Ishii 模型对比结果

Fig. 6 The Comparison of Results between ANN model and Ishii's Model

将水平流动数据与 Mandhane 模型进行对比，图 7 为 Mandhane 模型和 ANN 模型对不同流型的预测准确率对比。可以看到，Mandhane 模型对弹状流和层状流的预测准确率高于 ANN 模型，但对泡状流和弥散流的预测准确率较低。这是由于 Mandhane 模型将部分较易混淆的数据都归为弹状流和层状流，而 ANN 模型则是对这些数据数据进行区分，对各个流型均有较高的预测准确率。

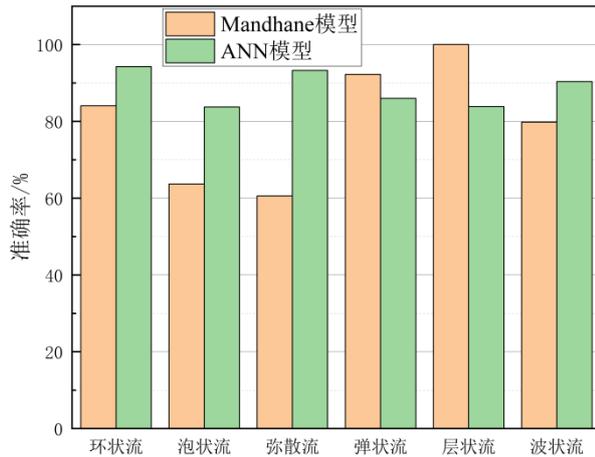


图 7 ANN 模型与 Mandhane 模型对比结果

Fig. 7 The Comparison of Results between ANN model and Mandhane's Model

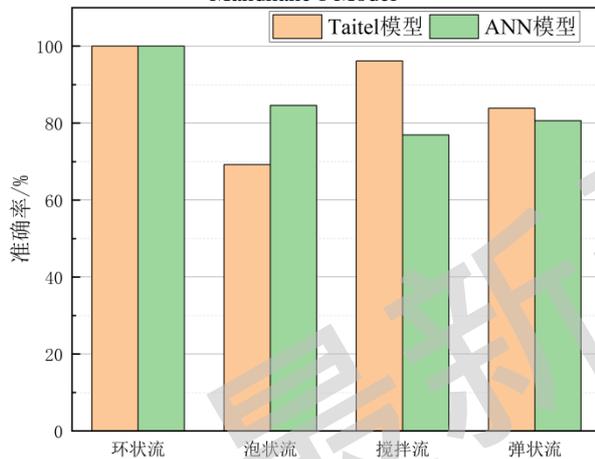


图 8 ANN 模型与 Taitel 模型对比结果

Fig. 8 The Comparison of Results between ANN model and Taitel's Model

选取向下流动数据中水力直径为 25 mm 的数据与 Taitel 模型进行对比, 图 8 为 Taitel 模型和 ANN 模型对不同流型的预测准确率对比。可以看到两种模型对环状流的预测准确率均达到 100%, Taitel 模型对搅拌流的预测准确率较高而对泡状流和弹状流的预测准确率偏低, 这是由于 Taitel 模型的搅拌流边界范围较广。由于在训练数据中还有大量其他水力直径的数据, 而水力直径对流型影响较大, 因此 ANN 模型对搅拌流和弹状流的部分数据无法进行有效地区分。

4 结论

本研究收集公开文献数据建立了训练数据库, 对流型类型进行了重新分类, 并对输入数据进行

了归一化处理。通过网格搜索和神经元数量敏感性分析, 选取了最佳的超参数和网格结构, 建立了 ANN 模型并对模型预测流型准确性进行了分析。最后将模型与 3 个传统流型模型进行了对比。主要结论如下:

(1) 对不同文献的流型种类进行了修正, 将水平方向的流型修正为泡状流、层状流、波状流、弹状流、环状流、弥散流, 将垂直方向的流型修正为泡状流、弹状流、搅拌流、环状流, 修正后不同流型的数据量分布较均匀, 能用于模型训练。

(2) 通过网格搜索和神经元数量敏感性分析, 选取了最佳的超参数为: 激活函数为 ReLU, 求解器为 Adam, L2 正则化参数为 1.0×10^{-5} , 学习率为 0.01, 最大迭代次数为 500, 优化公差为 1.0×10^{-5} , 最佳的神经网络结构为 6-85-85-14。

(3) ANN 模型对训练集的平均准确率为 88.56%, 测试集的平均准确率为 87.86%, 不同方向的流型没有出现混淆, 对各个流型都有较高的预测准确率。

(4) 与 Ishii 模型、Mandhane 模型以及 Taitel 模型进行了对比, ANN 模型具有更佳的预测精度。

后续的研究为将基于 ANN 模型的流型预测应用到系统分析程序中, 提升系统分析程序计算精度。此外, 还需要通过补充不同水力直径下的流型实验数据以扩充训练数据库、寻找更加合理的流型种类划分标准等方法进一步提升模型的预测精度

参考文献

- [1] Baker O. Design of pipelines for the simultaneous flow of oil and gas[C]//Fall meeting of the petroleum branch of AIME. OnePetro, 1953.
- [2] Hewitt G F, Hall-Taylor N S. Regimes of flow[M]//Annular two-phase flow. New York: Oxford, 1970: 4-20.
- [3] Mandhane J M, Gregory G A, Aziz K. A flow pattern map for gas-liquid flow in horizontal pipes[J]. International journal of multiphase flow, 1974, 1(4): 537-553.
- [4] Taitel Y, Dukler A E. A model for predicting flow regime transitions in horizontal and near horizontal gas-liquid flow[J]. AIChE journal, 1976, 22(1): 47-55.
- [5] Taitel Y, Barnea D, Dukler A E. Modelling flow pattern transitions for steady upward gas-liquid flow in vertical tubes[J]. AIChE Journal, 1980, 26(3): 345-354.
- [6] Barnea D, Shoham O, Taitel Y, et al. Flow pattern

- transition for gas-liquid flow in horizontal and inclined pipes. Comparison of experimental data with theory[J]. International journal of multiphase flow, 1980, 6(3): 217-225.
- [7] Barnea D. A unified model for predicting flow-pattern transitions for the whole range of pipe inclinations[J]. International journal of multiphase flow, 1987, 13(1): 1-12.
- [8] Venkateswararao P, Semiat R, Dukler A E. Flow pattern transition for gas-liquid flow in a vertical rod bundle[J]. International Journal of Multiphase Flow, 1982, 8(5): 509-524.
- [9] Lee J Y, Ishii M, Kim N S. Instantaneous and objective flow regime identification method for the vertical upward and downward co-current two-phase flow[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2008, 51(13-14): 3442-3459.
- [10] Paranjape S , Chen S W , Hibiki T ,et al.Flow Regime Identification Under Adiabatic Upward Two-Phase Flow in a Vertical Rod Bundle Geometry[J].Journal of Fluids Engineering, 2011, 133(9):091302.
- [11] Pan L, Zhang M, Ju P, et al. Vertical co-current two-phase flow regime identification using fuzzy C-means clustering algorithm and ReliefF attribute weighting technique[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2016, 95: 393-404.
- [12] OuYang L, Jin N, Ren W. A new deep neural network framework with multivariate time series for two-phase flow pattern identification[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117704.
- [13] 张立峰,王智.基于多元经验模态分解与卷积神经网络的气液两相流流型识别[J].计量学报,2023,44(01):73-79.
- [14] 朱隆祥,张卢腾,孙皖,马在勇,潘良明.基于非监督机器学习方法的竖直环形流道流动沸腾流型研究[J].核动力工程,2023,44(03):112-120.
- [15] Roth G A, Aydogan F. Theory and implementation of nuclear safety system codes—Part I: Conservation equations, flow regimes, numerics and significant assumptions[J]. Progress in Nuclear Energy, 2014, 76: 160-182.
- [16] RELAP5-3D Code Development Team. RELAP5-3D Code Manual[J]. INEEL-EXT-98-00834, 1998.
- [17] Phung V A, Kudinov P. Prediction of flow regimes and thermal hydraulic parameters in two-phase natural circulation by RELAP5 and TRACE codes[J]. Science and Technology of Nuclear Installations, 2015, 2015.
- [18] Barnea D, Luninski Y, Taitel Y. Flow pattern in horizontal and vertical two phase flow in small diameter pipes[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 1983, 61(5): 617-620.
- [19] Yang Z, Dang Z, Yang X, et al. Downward two phase flow experiment and general flow regime transition criteria for various pipe sizes [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2018, 125: 179-89.
- [20] Mizutani Y, Tomiyama A, Hosokawa S, et al. Two-phase flow patterns in a four by four rod bundle [J]. Journal of Nuclear Science and Technology, 2007, 44(6): 894-901.
- [21] Zhou Y, Hou Y, Li H, et al. Flow pattern map and multi-scale entropy analysis in 3×3 rod bundle channel [J]. Annals of Nuclear Energy, 2015, 80: 144-50.
- [22] 苏光辉, 秋穗正, 田文喜等. 核动力系统热工水力计算方法[M]. 清华大学出版社, 2013.
- [23] Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al. Scikit-learn: Machine learning in Python[J]. the Journal of machine Learning research, 2011, 12: 2825-2830.
- [24] Ishii M, Paranjape S S, Kim S, et al. Interfacial structures and interfacial area transport in downward two-phase bubbly flow[J]. International journal of multiphase flow, 2004, 30(7-8): 779-801.