



Numerical Study and Analysis of Thermal Parameters of Subcooled Flow Boiling and Presentation of Prediction Models based on Artificial Neural Network Algorithm

Milad Esfandiari^{1*}, Gholamreza Pourabdi², Mostafa Akbari³, Erfan Eskandari⁴

¹ Faculty Member, Department of Mechanical Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

²MSc., Faculty of Electrical Engineering Malek Ashtar University of Technology (MUT), Tehran, Iran.

³Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

⁴MSc., Faculty of Mechanical Engineering, Khaje Nasir Toosi University of Technology (KNTU), Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Received: 03.05.2023

Revised: 04.23.2023

Accepted: 05.29.2023

Keyword:

Numerical simulation

Machine learning

Artificial neural networks

Heat transfer coefficient

*Corresponding Author:

Milad Esfandiari

Email:

miladsfandyar2000@gmail.com

ABSTRACT

Subcooled flow boiling can transfer heat, which is used in heat rejection systems in many industrial applications such as microprocessors, internal combustion engines, and power plant industries. In addition, due to subcooled flow boiling's significant heat dissipation potential, it is mostly used in cooling systems such as air conditioning and electronic component coolers. In the present study, subcooled flow boiling in a pipe was investigated using axisymmetric numerical simulation based on the Euler-Euler. The values of thermal parameters (local and average heat transfer coefficient, local steam volume fraction, and average and local wall temperature) under different boundary conditions (pressure, subcooled temperature, mass flux, heat flux, and inlet length) for pure water were investigated. Although numerical approaches give a complete insight into the flow pattern and thermal characteristics, the simulation of complex multiphase flows requires high computational resources and is very time-consuming. In conclusion, a deep learning approach based on artificial neural networks to predict the mentioned parameters in pure water was presented. The results of the prediction models showed that these models can accurately predict the objective functions with an average absolute error of less than 2.5% and a coefficient of determination greater than 0.9.



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

The use of more and more miniaturized electronic devices has created a new challenge for the cooling process of these devices. The conventional methods of cooling do not work on modern gadgets, so more research is devoted to finding new approaches to dissipate the significant heat generated by these devices. One remedy to this problem is employing two-phase flows since they have a high capability of heat dissipation. Multiphase flows benefit from high latent heat, so they could outperform the conventional methods of heat transfer. Subcooled flow boiling is a form of these flows that have been widely used in industrial applications. Subcooled flow boiling of pure water refers to a heat transfer process in which water flows through a heated surface at a temperature below its saturation point. This phenomenon occurs when the liquid is heated to a temperature higher than its boiling point but still remains in a liquid phase due to applied external pressure, such as in a power plant's pressurized water reactor. It is a widely researched topic that has received considerable attention from scientists and engineers due to its practical significance in various industrial and engineering applications. Subcooled flow boiling is known for its high heat transfer rates compared to other cooling methods, making it an effective means of dissipating thermal energy from high-heat flux surfaces. Heat transfer in subcooled flow boiling occurs in two stages: nucleate boiling and convective boiling. During nucleate boiling, bubbles are formed on the heated surface due to localized superheating. The bubbles can either remain attached to the surface and grow in size to eventually detach or merge with other bubbles, leading to clumping or coalescence. Convective boiling occurs as the liquid flows over the heated surface and absorbs the heat from the bubbles formed during nucleate boiling. The heated liquid then rises to the surface and releases the heat into the surroundings. In the present study, subcooled flow boiling in a pipe was investigated using axisymmetric numerical simulation based on the Euler-Euler. The values of thermal parameters (local and average heat transfer coefficient, local steam volume fraction, and local and average wall temperature) under different boundary conditions (pressure, subcooled temperature, mass flux, heat flux, and inlet length) for pure water were investigated.

Methodology

The Euler-Euler method is a two-fluid model used to simulate the subcooled flow boiling of water. In this method, the flow is divided into two phases: liquid and vapor. The method solves the conservation equations separately for each phase, considering their interphase mass, momentum, energy, and species exchange. Hyperparameter tuning was used to optimize artificial neural networks. The mean absolute error and coefficient of determination were used for the model evaluation. The model was fully validated with the experimental results. The grid independency was carried out on the simulations. The geometry of the problem was as follows:

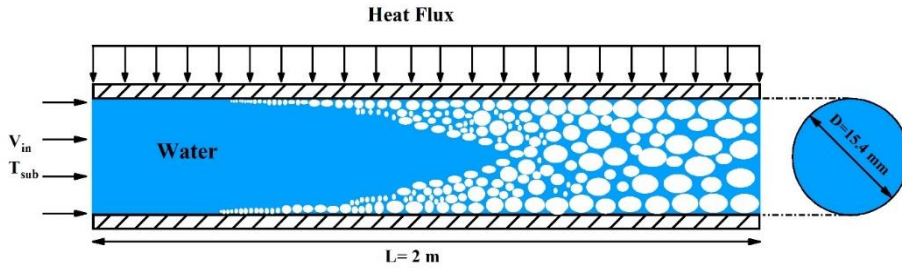


Figure 1. The geometry of the study

Results and discussion

The results were presented in two different sections, one of which was the numerical simulation results, and the other showed the predictive models. The results revealed wall temperature was augmented by incrementing the heat flux and pressure. However, increasing the subcooled temperature and mass flux led to a decrease in the wall temperature. Regarding the vapor volume fraction, the increase in the pressure inversely affected this parameter, but greater vapor generation was observed by augmenting the heat flux. The increase in mass flux also caused a drop in the vapor volume fraction. However, the most significant effect was the variation in subcooled temperature. By increasing the subcooled temperature, the beginning of the bubble generation was delayed. In addition, the amount of vapor generation was alleviated. The results of the predictive models were very accurate, and considering the computational costs, the ANN models are far more cost-effective when compared to the numerical simulations.

Conclusion

Water boiling in three dimensions was simulated using the Euler-Euler method. 408 cases were generated by altering the boundary conditions of the problem. This generated a wide range of data for the results. The numerical results obtained from the analysis were utilized to generate predictive models. In order to optimize the predictions, all the contributing factors in the ANN model was adjusted carefully. When the models were trained well, the datasets were used for evaluating their performance. The extraordinary capabilities of the machine learning models to understand such complicated flows has made them very popular. Although multiphase flows inherently have very complex flow patterns, the ANN models were able to fully understand the variations. The computational costs of the simulations and machine learning-based predictive models were compared. The results showed that using ANN models is far better in terms of accuracy and computational cost.



دانشگاه فنی و حرفه‌ای
تفصیلی تهران

کارافان

فصلنامه علمی دانشگاه فنی و حرفه‌ای

بهار ۱۴۰۲، دوره ۲۰، شماره ۱، ۱۷۷-۱۵۵

آدرس نشریه: <https://karafan.tvu.ac.ir/>

doi:10.48301/KSSA.2023.388017.2469



شاپای الکترونیکی: ۲۵۳۸-۴۴۳۰

شاپای چاپی: ۲۳۸۲-۹۷۹۶

مقاله پژوهشی

مطالعه عددی و آنالیز پارامترهای حرارتی جوشش جریانی مادون سرد و ارائه مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی

میلاذ اسفندیار^{۱*}، غلامرضا پورعبدی^۲، مصطفی اکبری^۳، عرفان اسکندری^۴

- ۱- عضو هیئت علمی، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران.
- ۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران.
- ۳- استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران
- ۴- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.

چکیده

جوشش جریانی مادون سرد توانایی بالایی در انتقال حرارت دارد که در سیستم‌های دفع گرما در بسیاری از کاربردهای صنعتی مانند ریزپردازنده‌ها، موتورهای احتراق داخلی و صنایع نیروگاهی استفاده می‌شود. همچنین، با توجه به پتانسیل دفع حرارت قابل توجه فرآیند جوشش، از آن بیشتر در سیستم‌های خنک کننده مانند تهویه مطبوع و خنک کننده‌های قطعات الکترونیکی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در مطالعه حاضر، با استفاده از شبیه‌سازی عددی آکسی سیمتریک مبتنی بر روش اویلر-اویلر جوشش جریانی مادون سرد در یک لوله را مورد بررسی قرار داده و مقادیر پارامترهای حرارتی (ضریب انتقال حرارت محلی و متوسط، کسر حجمی بخار محلی و متوسط و دمای دیواره محلی و متوسط) تحت شرایط مرزی مختلف (فشار، دمای مادون سرد، شار گرمی، شار حرارتی و طول ورودی) برای آب خالص مورد بررسی قرار گرفته است. اگرچه رویکردهای عددی دید کاملی در مورد الگوی جریان و ویژگی‌های حرارتی می‌دهند، شبیه‌سازی جریان‌های چندفازی پیچیده نیازمند منابع محاسباتی بالایی است و بسیار زمان‌بر است. در نتیجه، ما یک رویکرد یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پارامترهای ذکر شده در آب خالص ارائه می‌کنیم. نتایج حاصل از مدل‌های پیش‌بینی نشان می‌دهد که این مدل‌ها قادر به پیش‌بینی دقیق توابع هدف با میانگین خطای مطلق کمتر از ۲/۵٪ و ضریب تعیین بیشتر از ۰/۹ است.

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۱۲/۱۴

بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۰۳

پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۳/۰۸

کلید واژگان:

حل عددی
الگوریتم یادگیری ماشین
شبکه عصبی مصنوعی و ضریب انتقال حرارت

*نویسنده مسئول: میلاذ اسفندیار

پست الکترونیکی:

miladsfandyar2000@gmail.com



©2023 Technical and Vocational University, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

مقدمه

یک تکنیک متداول تغییر فاز در سیستم‌های خنک‌کننده، انتقال حرارت جوشش هسته‌ای است که به دلیل توانایی قدرتمند دفع گرما معروف است. بزرگترین نگرانی در این فرآیند خشک شدن است، زمانی اتفاق می‌افتد که دمای دیواره از نقطه ذوب مواد بالاتر می‌رود [۱؛ ۲]. جوشش جریان‌ی مادون سرد نوعی خاصی از جوشش هسته‌ای است که در آن دمای توده کمتر از دمای اشباع سیال کاری است. جوشش جریان‌ی مادون سرد در کانال‌هایی با قطرهای نسبتاً کوچک به دلیل سادگی در استفاده و نسبت سطح به حجم بالا مورد توجه قرار گرفته است. در این جریان، قبل از فرآیند جوشش، دمای سیال با انتقال حرارت جابجایی افزایش می‌یابد. سپس در لایه مجاور دیواره، فرآیند جوشش هسته‌ای مادون سرد شروع می‌شود. پس از آن، حباب‌های کوچک‌تری که هسته‌های جوانه زنی را ترک می‌کنند، با هم ادغام می‌شوند و حباب بزرگ‌تری را تشکیل می‌دهند. این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که الگوی جریان به جریان اسلاگ تبدیل شود. جوشش جریان‌ی در دهه‌های اخیر توجه بیشتری را به خود جلب کرده است، زیرا تکنولوژی‌های نوآورانه فشرده‌تری در حال طراحی هستند و نیاز بیشتری برای دفع گرما در سیستم‌های اویونیک، قطعات الکترونیکی و خودروهای هیبریدی مورد نیاز است. اخیراً، جوشش جریان‌ی مادون سرد توانسته است با استفاده از گرمای محسوس و نهان سیال خنک‌کننده، به عنوان راه حلی برای رفع این نیاز استفاده می‌شود. جوشش جریان‌ی مادون سرد روشی مؤثر برای دفع گرما است به نحوی که دمای توده سیال کمتر از دمای اشباع مایع باشد در حالی که گرمای اعمال شده به دیواره برای جوانه زنی کافی است [۳]. با استفاده از گرمای نهان سیال، جوشش جریان‌ی مادون سرد می‌تواند مقادیر بالاتری از سیستم‌های خنک‌کننده تک فاز معمولی را دفع کند. این الگوی جریان دارای مزیت افزوده‌ای است که به طور گسترده برای صنایعی مانند نیروگاه‌ها، مبدل‌های حرارتی و سیستم‌های خنک‌کننده الکترونیکی در دسترس است، بنابراین تمام تحقیقات در این زمینه دیر یا زود برای کاربران در زندگی روزمره قابل اجرا خواهد شد [۴]. جوشش جریان‌ی مادون سرد به دلیل سادگی در ساختار، نسبت سطح به حجم بالا، محتوای سیال خنک‌کننده کم و دمای سطح نسبتاً یکنواخت نسبت به روش‌های معمولی ترجیح داده می‌شود. با این حال، پیچیدگی جریان دو فاز علاوه بر تأثیر پارامترهای بسیار زیاد در انتقال حرارت این نوع جریان سبب ایجاد دغدغه در طراحان شده است. این موضوع زمانی بیشتر تشدید می‌شود که یک خطا در طراحی اولیه سیستم خنک‌کننده می‌تواند باعث آسیب‌های فاجعه‌بار به محیط اطراف شود. به عبارت دیگر، حتی ممکن است دمای دیواره از دمای ذوب مواد بیشتر شود، که می‌تواند منجر به نشت سیال سمی شود. این امر نیازمند یک ابزار پیش‌بینی دقیق برای طراحی سیستم‌های حرارتی مبتنی بر جریان دو فازی قابل اعتماد و قوی است.

مطالعات تجربی و عددی متعددی برای بررسی جوشش جریان‌ی مادون سرد انجام شده است. قبل از ظهور سیستم‌های محاسباتی با توانایی بالا، محققان از رویکردهای تجربی برای بررسی فرآیندهای جوشش جریان‌ی استفاده می‌کردند [۵؛ ۶]. به دلیل رفتار فیزیکی پیچیده فرآیندهای جوشش، این آزمایش‌ها در محدوده کمی از پارامترهای مؤثر انجام می‌شد. علی‌رغم این محدودیت‌ها، روابط تجربی [۷؛ ۸] توسط محققان مختلف پیشنهاد شد. برای بهبود کار پیشگامان، چن^۱ [۹] روشی را پیشنهاد کرد که در آن دو پارامتر مؤثر، یعنی عدد رینولدز دوفازی و تابع دینامیک حباب، در کنار هم مورد استفاده قرار گرفتند که منجر به انحراف متوسط ۱۲٪ در بین ۶۰۰ نقطه داده شد. رابطه ارائه شده چن برای کسرهای حجمی بخار کمتر از ۰/۷ معتبر است. شاه^۲ [۱۰] از اعداد بدون بعد از جمله عدد فرود، عدد جوشش و عدد کانوکشن استفاده کرد تا به طور کامل رفتار جوشش جریان‌ی را نشان دهد. مدل گرافیکی او بر اساس ۷۸۰ نقطه داده از ۸ سیال کاری است که طیف گسترده‌ای از فشارها را پوشش می‌دهد و میانگین انحراف ۱۴٪ را دارد. بنت و چن

¹ Chen² Shah

[۱۱]^۱ یک مدل اصلاح شده از رابطه چن را با اضافه کردن عدد پرانتل ارائه کردند. آنها آزمایشی را بر روی سیالات و مخلوط‌های خالص انجام دادند و بیش از ۱۰۰۰ نقطه داده را گزارش کردند و این نقاط داده را با رابطه پیشنهادی خود مقایسه کردند که منجر به انحراف میانگین ۱۴/۹٪ شد. کندلیکار^۲ در [۱۲؛ ۱۳] یک رابطه را برای پیش بینی ضریب انتقال حرارت جوشش جریانیه اشباع ارائه کرد. مدل او از دو جزء تشکیل شده بود، جوشش هسته‌ای و جوشش جابجایی، که هر کدام به ضریب انتقال حرارت کلی کمک می‌کنند. این مدل با ۵۲۴۶ نقطه داده مورد بررسی قرار گرفت و برای آب و R-۱۱۳ به ترتیب با میانگین انحراف ۱۵/۹٪ و ۱۸/۸٪ مورد بررسی قرار گرفتند. اخیراً، برتش^۳ [۱۴] یک رابطه نیمه تجربی را بر اساس مدل چن ارائه کرد. از رابطه فنگ^۴ [۱۵] افزایش فوق‌العاده‌ای را در تعداد نقاط داده استفاده شده برای ارائه مدل‌ها نشان داد. در مدل بر اساس ۱۷۷۷۸ نقطه داده ارائه شده است. مدل ارائه شده توسط این مطالعه توسط مجموعه داده دوم که از ۶۶۶۴ نقطه تشکیل شده است مورد ارزیابی قرار گرفته است. این مدل از گروهی از اعداد بدون بعد از جمله عدد جوشش، عدد فرود و عدد باند استفاده می‌کند. نتایج گزارش شده نشان دهنده میانگین انحراف مطلق ۴/۵٪ و ۴/۴٪ برای مجموعه داده‌های اول و دوم است. پیاسکا^۵ [۱۶] آزمایشی را برای بررسی جوشش جریانیه مادون سرد در یک مینی کانال مستطیلی شامل هفت جهت مختلف در فشارهای نسبتاً کم تا ۴۰۰ کیلوپاسکال انجام داد. در یک مطالعه دیگر، استراک و پیاسکا^۶ [۱۷] از همان مجموعه داده‌ها برای مقایسه عملکرد روابط ارائه شده توسط سایر محققان استفاده کردند و سپس رابطه جدیدی را برای جوشش جریانیه مادون سرد پیشنهاد کردند. مدل آنها توانست به میانگین خطای مطلق ۱۴٪ در پیش‌بینی عدد ناسلت دست یابد. پل و همکاران^۷ [۱۸] جوشش جریانیه جابجایی را بررسی کردند و نشان دادند که عدد رینولدز فاز بخار در مطالعات قبلی نادیده گرفته شده است. آنها نه تنها نشان دادند که اثر عدد رینولدز فاز مایع در کیفیت‌های بالا ناچیز است، بلکه یک عامل تقویت کننده نیز اضافه کردند که نماینده عدد رینولدز برای فاز بخار است. جالب توجه است، نتایج نشان می‌دهد که تأثیر استفاده از عدد رینولدز در فاز بخار در شار حرارتی و فشار کم بسیار قابل توجه است. علاوه بر این، آنها نتیجه گرفتند که عدد رینولدز بخار در کیفیت‌های بالا به طور قابل توجهی در ضریب انتقال حرارت تأثیر می‌گذارد.

یان و همکاران^۸ [۱۹] یک مطالعه تجربی بر روی جوشش جریانیه مادون سرد آب در یک لوله عمودی ۹ میلی متری انجام دادند. آنها جریان را تحت شار حرارتی و شار جرمی بالا مطالعه کردند. نتایج به دست آمده با روابط پیشین مقایسه شد که نشانگر عملکرد ضعیف این روابط بود. در نتیجه، آنها یک نسخه اصلاح شده از رابطه چن^۹ [۹] را پیشنهاد کردند و موفق به دستیابی به خطای جذر میانگین مربعات ۶/۴۵٪ شدند.

اخیراً، ژانگ و همکاران^{۱۰} [۲۰] یک مدل پیش بینی برای یافتن دقیق شار حرارتی بحرانی در جوشش استخری پیشنهاد کرد. آنها مجموعه داده از مطالعات قبلی را برای انجام یادگیری ماشین و یافتن یک مدل پیش‌بینی قابل استفاده‌تر در جوشش استخری جمع‌آوری کرده‌اند. آنها مدل‌های مختلفی را برای یافتن بهترین مدل پیش‌بینی انجام دادند و همان‌طور که گزارش شده است، ماشین بردار پشتیبانی دقیق‌ترین مدل است. ناگولاپاتی و همکاران^{۱۱} [۲۱]

¹ Bennett and Chen

² Kandlikar

³ Bertsch

⁴ Fang

⁵ Piasecka

⁶ Strak and Piasecka

⁷ Paul et al.

⁸ Yan et al.

⁹ Chen

¹⁰ Zhang et al.

¹¹ Nagulapati et al.

داده‌های عددی و تجربی را روی حباب‌های مادون سرد متراکم جمع‌آوری کردند و رگرسیون خطی و رگرسیون فرآیند گاوسی را برای پیش‌بینی تابع هدف انجام دادند. آنها همچنین مدل پیش‌بینی شده خود را با استفاده از داده‌های دیده نشده، صحت سنجی کردند. علاوه بر این، آنها به این نتیجه رسیدند که بهترین رویکرد برای دقت مدل پیش‌بینی، استفاده از رویکرد یادگیری ماشین همراه با داده‌های حاصل از استفاده از روش دینامیک سیالات محاسباتی است. بارد و همکاران^۱ [۳۴] همچنین با استفاده از انواع روش‌های یادگیری ماشین، مدل‌های پیش‌بینی‌کننده را برای پیش‌بینی ضریب انتقال حرارت پیشنهاد کردند. داده‌هایی که مدل‌های آنها از آنها آموزش داده شده‌اند، اساساً از مطالعات تجربی جمع‌آوری شده است. آنها توانستند بهترین نتیجه را از ماشین بردار پشتیبان بگیرند که در آن میانگین درصد خطای مطلق ۱۱/۳٪ را مشاهده کردند.

همان‌طور که قبلاً ذکر شد، استفاده از روش مبتنی بر یادگیری ماشین به تدریج در پدیده‌های پیچیده‌تری مانند جوشش اجرا می‌شود. با این حال، نقطه ضعف اصلی پیاده‌سازی‌های قبلی این است که آنها از خود الگوریتم استفاده کرده‌اند و از تمام جنبه‌های دیگر علم داده مانند فرآیند انتخاب پارامتر، طرح آزمایشی و بهینه‌سازی هایپرپارامترها غفلت کرده‌اند.

اگرچه فعالیت‌های تحقیقاتی متعددی در مورد استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در جریان دوفازی وجود دارد، هیچ مطالعه‌ای که هم ویژگی‌های حرارتی متوسط و محلی جریان جوشش مادون سرد و هم دینامیک حباب آن را پوشش دهد وجود ندارد. در مطالعه حاضر، هدف ما این است که این شکاف را با انجام شبیه‌سازی عددی اکسی سیمتریک کامل از جوشش جریان مادون سرد در آب خالص برطرف کنیم. از این رو شبیه‌سازی در طیف گسترده‌ای از شرایط مرزی اعم از از فشار، شار حرارتی، شار جرمی، زبری سطح و دمای مادون سرد ورودی، انجام شده و سپس با استفاده از نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های ذکر شده، مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی دقیق مقادیر ضریب انتقال حرارت محلی و متوسط، کسر حجمی بخار، محلی و متوسط دمای دیواره محلی و متوسط، قطر جدایش حباب، فرکانس جدا شدن حباب، زمان انتظار جدا شدن حباب و چگالی هسته‌های جوانه زنی ارائه شده است.

روش انجام شبیه‌سازی

در این مطالعه، از مدل دو فازی اوایلر-اوایلر استفاده شده است که در آن آب و بخار مایع به ترتیب به عنوان جریان پیوسته و پراکنده در نظر گرفته می‌شوند. در مدل اوایلر-اوایلر، معادلات بقای هر فاز به طور جداگانه حل می‌شوند. علاوه بر این، نیروهای بین فازی با اضافه کردن شرایط انتقال جرم بین فازی در نظر گرفته می‌شوند. در مدل اوایلر-اوایلر، هر دو فاز بر روی یک سیستم مختصات ثابت جهانی توصیف می‌شوند. یعنی حباب‌ها در مکان و زمان ردیابی نمی‌شوند. عوض، توزیع خواص فاز ذرات در نظر گرفته شده است. در این مدل، یک معادله انتقال برای کسر حجمی اضافه می‌شود که بعداً در کار حاضر بررسی می‌شود.

معادلات حاکم

همان‌طور که قبلاً ذکر شد، مدل‌سازی دینامیک سیالات محاسباتی پیشنهادی از مدل چند فازی اوایلری با اضافه کردن معادلات انتقال حرارت و ترم منبع در معادلات بقا استفاده می‌کند که برای هر فاز تحلیل می‌شوند. معادلات پیوستگی فازهای مایع و بخار [۲۲] به شرح زیر است:

$$\frac{\partial(\rho_l \alpha_l)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_l \alpha_l u_l) = \Gamma_{lg} \quad (1)$$

¹ Bard et al.

$$\frac{\partial(\rho_g \alpha_g f_i)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_g \alpha_g u_g) = S_i - f_i \Gamma_{lg} \quad (2)$$

که در آن ρ_l ، ρ_g ، α_l ، α_g ، u_l و u_g به ترتیب چگالی مایع، چگالی بخار، کسر حجمی مایع، کسر حجمی بخار، سرعت مایع و سرعت بخار هستند. علاوه بر این، S_i یک ترم منبع برای تشکیل و شکستن حباب‌ها در مدل تعادل جمعیت برای فاز بخار است و f_i یک کسر اسکالر مربوط به چگالی حباب است. معادلات مومنتوم [۲۲] برای هر دو فاز به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\frac{\partial(\rho_l \alpha_l u_l)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_l \alpha_l u_l u_l) = -\alpha_l \nabla P + \alpha_l \rho_l g + \nabla [\alpha_l \mu_l^e (\nabla u_l + (\nabla u_l)^T)] + (\Gamma_{lg} u_g - \Gamma_{gl} u_g) + F_{lg} \quad (3)$$

$$\frac{\partial(\rho_g \alpha_g u_g)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_g \alpha_g u_g u_g) = -\alpha_g \nabla P + \alpha_g \rho_g g + \nabla [\alpha_g \mu_g^e (\nabla u_g + (\nabla u_g)^T)] + (\Gamma_{gl} u_l - \Gamma_{lg} u_l) + F_{gl} \quad (4)$$

که در آن، F_{lg} و F_{gl} نیروهای اعمال شده به هر فاز هستند. رابطه بین این دو نیرو $F_{lg} = -F_{gl}$ است. نرخ انتقال جرم Γ_{lg} عمدتاً به دلیل تقطیر است و Γ_{gl} نرخ تولید بخار است. به طور دقیق‌تر، Γ_{gl} مجموع جرم حباب‌هایی است که از سطح گرمایش جدا می‌شوند. معادلات انرژی [۲۲] برای هر دو فاز به شرح زیر است:

$$\frac{\partial(\rho_l \alpha_l H_l)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_l \alpha_l u_l H_l) = \nabla [\alpha_l k_l^e (\nabla T_l)] + (\Gamma_{gl} H_l - \Gamma_{lg} H_l) \quad (5)$$

$$\frac{\partial(\rho_g \alpha_g H_g)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_g \alpha_g u_g H_g) = \nabla [\alpha_g k_g^e (\nabla T_g)] + (\Gamma_{gl} H_l - \Gamma_{lg} H_l) \quad (6)$$

که در آن، μ_l ، μ_g ، H_l ، H_g ، k_l و k_g به ترتیب ویسکوزیته دینامیکی مایع، آنتالپی مایع ویسکوزیته دینامیکی بخار، آنتالپی بخار، ضریب هدایت حرارتی مایع و ضریب هدایت حرارتی بخار هستند. پارامترهای انتقال جرم [۲۲] به شرح زیر می‌باشند.

$$\Gamma \frac{h_{if} T_{sub}}{h_{fg}} \quad (7)$$

$$\Gamma_{gl} = \frac{Q_e}{h_{fg}} \quad (8)$$

مدل رنز و مارشال^۱ [۲۳] برای محاسبه ضریب انتقال حرارت در فاز مایع استفاده می‌شود. نیروی پسا بین دو فاز با مدل ایشی و زوبر^۲ [۲۴] اندازه‌گیری می‌شود.

¹ Ranz and Marshal

² Ishii and Zuber

مدل پارتیشن بندی شار حرارتی

برای تعیین شار حرارتی منتقل شده به سیال از مدل کورول و پودوسکی^۱ [۲۵] استفاده می‌شود. طبق مدل آنها، شار حرارتی از سطح بخاری از طریق سه مکانیسم تبخیر، کوئچ و همرفت به سیال منتقل می‌شود:

$$q = q_e + q_q + q_c \quad (9)$$

هر یک از این اجزا به صورت زیر فرموله شده می‌شوند.

$$q_e = \frac{\pi}{6} d_w^3 \rho_g f n_a h_{fg} \quad (10)$$

$$q_q = \frac{2}{\sqrt{\pi}} f A_q \sqrt{t_w \lambda_l \rho_l c_{p,l} (T_w - T_l)} \quad (11)$$

$$q_c = A_c S t \rho_l c_{p,l} u_l (T_w - T_l) \quad (12)$$

که در آن d_w ، f ، n_a ، t_w ، A_c و A_q به ترتیب قطر خروج حباب، فرکانس خروج حباب، چگالی محل فعال، زمان انتظار حباب، و مساحت کسری از سطح بخاری تحت همرفت و خاموش شدن هستند. با توجه به پیچیدگی ذاتی دینامیک حباب، این پارامترها به طور کلی به صورت تجربی فرموله می‌شوند. چگالی محل هسته زایی فعال توسط مدل لمارت و چاوالا^۲ [۲۶] تعیین می‌شود.

$$n_a = (185T + 1.805)_{sup} \quad (13)$$

که در آن T_{sup} دمای فوق گرما دیوار است که معادل $T_{sup} = T_w - T_{sat}$ است. قطر خروج حباب با رابطه تولوبینسکی و کوستانچوک^۳ [۲۷] محاسبه می‌شود.

$$d_w = \min\left(0.6 \exp\left(\frac{-\Delta T_{sub,Lw}}{45}\right), 1.4\right) \quad (14)$$

که در آن $\Delta T_{sub,Lw}$ دمای مادون سرد مایع است. از رابطه کول^۴ [۲۸] برای محاسبه فرکانس خروج حباب استفاده می‌شود:

$$f = \sqrt{\frac{4g(\rho_l - \rho_g)}{3d_w \rho_l}} \quad (15)$$

¹ Kurul and Podowski

² Lemmert and Chawla

³ Tolubinsky and Kostanchuk

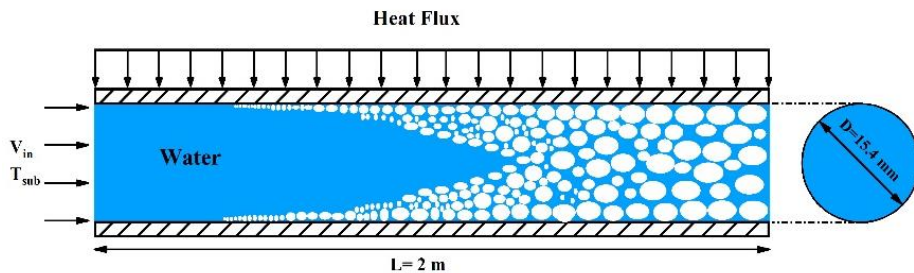
⁴ Cole

در نهایت، زمان انتظار حباب، که فاصله بین خروج و ظهور یک حباب در همان محل هسته‌زایی است، توسط مدل کورول و پودوسکی محاسبه می‌شود [۲۵]:

$$t_w = \frac{0.8}{f} \quad (16)$$

هندسه و شرایط مرزی

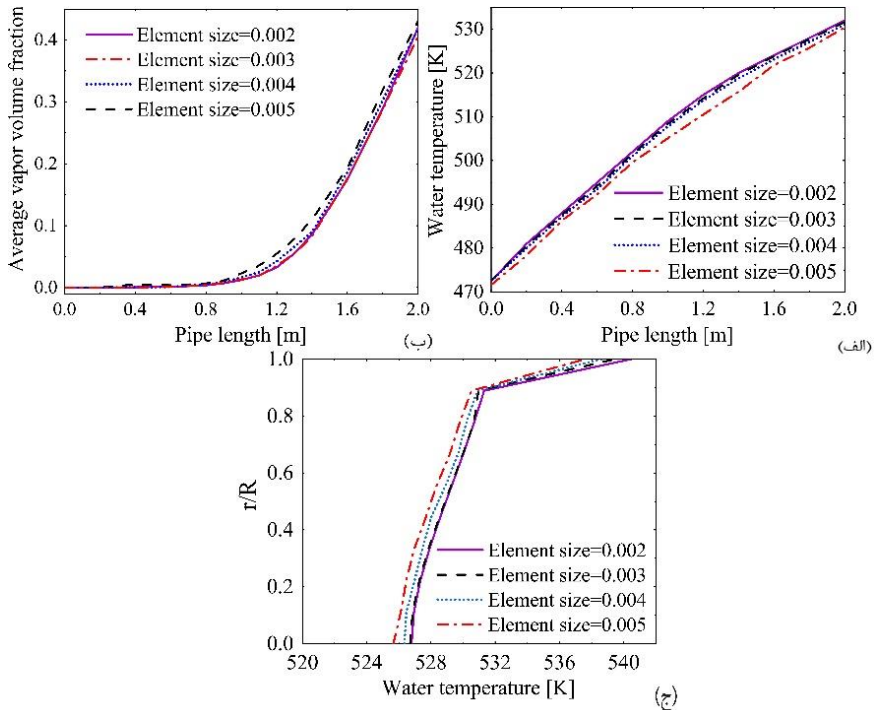
همان‌طور که گفته شد، جوشش جریان مادون سرد آب خالص در یک کانال کوچک شبیه‌سازی شده است. هندسه لوله در شکل ۱ نشان داده شده است که در آن سیال با دمای مادون سرد ورودی و سرعت ورودی وارد لوله می‌شود. سپس به طور مداوم گرم می‌شود. شرط عدم لغزش بر روی دیوارها اعمال می‌شود. شبیه‌سازی‌های اکسی سیمتريك برای مقادیر مختلف فشار کاری، شار حرارتی، شار جرمی و دمای مادون سرد سیال ورودی انجام می‌شود.



شکل ۱. هندسه مورد مطالعه و شرایط مرزی آن

استقلال از شبکه و اعتبارسنجی داده‌های عددی

برای مطالعه وابستگی نتایج عددی به اندازه شبکه حل نیاز به انجام استقلال از شبکه است. پارامترهای میانگین کسر حجمی بخار و دمای سیال در اندازه‌های مختلف شبکه حل در امتداد لوله به دست آمده است. شکل ۲-الف نیز میانگین کسر حجمی بخار را در طول لوله را نشان می‌دهد. در شکل ۲-ب، دمای میانگین سیال در طول لوله را نشان می‌دهد. میانگین دمای شعاعی برای اندازه‌های مختلف شبکه در شکل ۲-ج نشان داده شده است. با مقایسه نتایج، پس از اندازه شبکه 0.003 تقریباً هیچ گونه تغییری با تغییر اندازه شبکه ایجاد نمی‌شود و در نتیجه، اندازه عنصر انتخاب شده برای شبیه‌سازی‌ها 0.003 است.



شکل ۲. مقایسه میانگین (الف) دمای سیال در طول لوله، (ب) کسر حجمی بخار در طول لوله و (ج) دمای سیال در امتداد شعاع لوله با اندازه‌های عناصر مختلف برای اولین مورد اعتبارسنجی بارتالومج و همکاران [۲۹]

برای اعتبارسنجی داده‌های عددی در مطالعه حاضر، داده‌های تجربی بارتالومج و همکاران [۲۹] و روحانی و اکسلسون [۳۰] استفاده می‌شود. نقاط داده انتخاب شده برای اعتبارسنجی در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. نقاط داده انتخاب شده برای اعتبارسنجی شبیه‌سازی‌های عددی

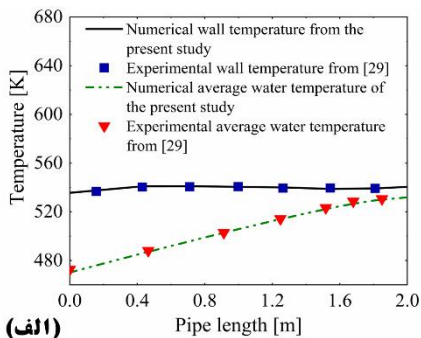
کیس ولیدیشن	فشار (MPa)	شار جرمی ($\frac{kg}{m^2 s}$)	شار حرارتی ($\frac{kW}{m^2}$)	دمای مادون سرد (K)	قطر / سطح مقطع (cm)
(۱) [۲۹]	۴.۵	۹۰۰	۵۷۰	۵۸.۲	۱.۵۴
(۲) [۳۰]	۵.۵۱۲	۹۰۶	۴۹۶.۵	۱۲.۵	۰.۲۶۱×۲.۵۴
(۳) [۳۰]	۶.۸۹	۸۷۷.۵	۴۹۶.۵	۱۲.۱	۰.۲۶۱×۲.۵۴

شکل ۳ الف و شکل ۳ ب نشان می‌دهد که نتایج عددی به خوبی با نتایج تجربی مورد (۱) مقایسه می‌شود. شکل ۳ الف میانگین دمای آب و دمای دیوار را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در حالی که میانگین دمای آب در طول لوله رشد می‌کند، دمای دیواره تقریباً بدون تغییر باقی می‌ماند. این نشان می‌دهد که مطالعه حاضر ناحیه پیش

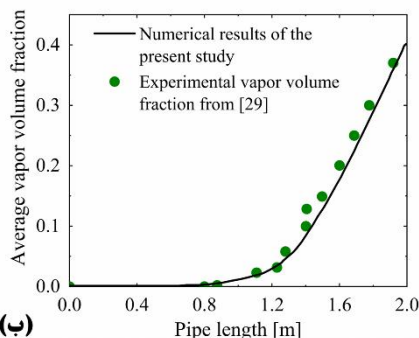
¹ Bartolomei et al.

² Rouhani and Axelsson

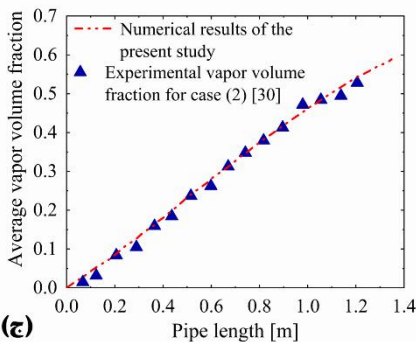
از خشک شدن را در نظر می‌گیرد، در غیر این صورت، افزایش قابل توجهی در دمای دیوار مشاهده می‌کردیم. علاوه بر این، شکل ۳ نشان می‌دهد که رویکرد عددی در مطالعه حاضر قادر به مدل سازی دقیق شروع جوشش در این مورد است. علاوه بر این، به منظور اعتبار سنجی بهتر شبیه‌سازی‌های عددی، دو مورد تجربی دیگر با نتایج مطالعه حاضر مقایسه شده است. واضح است که نتایج تجربی [۳۰] نیز با نتایج تحقیق حاضر تطابق زیادی دارد. شکل ۳ج و ۳د مقایسه کسر حجمی بخار را در موارد (۲) و (۳) نشان می‌دهد. علاوه بر این، خطوط دمای آب و کسر حجمی بخار در شکل ۳ه و شکل ۳و برای تجسم بهتر هندسه مطالعه حاضر ارائه شده است. واضح است در طول لوله دمای آب افزایش می‌یابد. همچنین، تولید بخار به وضوح در شکل ۳ه مشخص شده است.



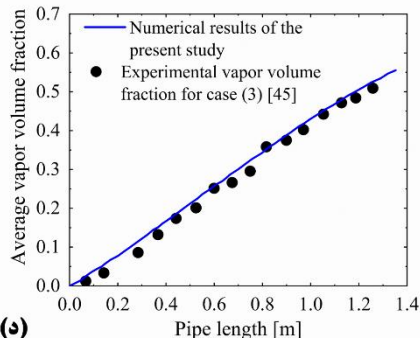
(الف)



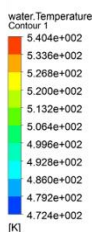
(ب)



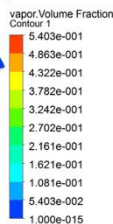
(ج)



(د)



(ه)



(و)

شکل ۳. مقایسه مقادیر تجربی و عددی (الف) میانگین دمای آب و دمای دیواره برای مورد (۱)، کسر حجم بخار در طول لوله برای (ب) مورد (۱)، (ج) مورد (۲)، (د) مورد (۳)، (ه) کانتور دمای آب، و (و) کانتور کسر حجمی بخار در طول لوله

مجموعه داده‌های متشکل از ۴۰۸ شبیه‌سازی عددی جوش جریان مادون سرد با طیف گسترده‌ای از شرایط مرزی برای ثبت کامل ویژگی‌های فیزیک جریان تولید می‌شود. پوشش پارامتر به شرح زیر است:

- سیال کاری: آب
- فشار: $0.9MPa < P < 6.8MPa$
- شار جرمی: $450 \frac{kg}{(m^2s)} < m < 1400 \frac{kg}{(m^2s)}$
- شار حرارتی: $0.35 \frac{MW}{m^2} < q < 2.0 \frac{MW}{m^2}$
- دمای ساب خنک: $32K < T_{sub} < 60K$

هدف از این مطالعه بررسی اثرات شرایط مرزی مختلف بر جریان جوش و متعاقباً ساخت و بهینه‌سازی یک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی دقیق مقادیر هدف ذکر شده می‌باشد. اثرات «معماری‌های مدل» مختلف برای کشف بهترین مدل شبکه عصبی برای هر کمیت هدف مورد مطالعه قرار می‌گیرد. پارامترهای متوسط و محلی هر دو مورد بررسی قرار می‌گیرند تا درک بهتری از تفاوت ویژگی‌های جریان در هر بخش از لوله به دست آوریم. برای ارزیابی مناسب مدل‌های پیشنهادی، کسری از نقاط داده از فرآیند آموزش حذف می‌شوند و از آنها برای آزمایش این که مدل‌ها چگونه می‌توانند مقادیر مورد نظر را پیش‌بینی کنند، استفاده می‌شوند.

نتایج و بحث

ما دو دسته از نتایج را ارائه می‌کنیم: نتایج شبیه‌سازی‌های عددی و نتایج حاصل از مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی. علاوه بر این، برای اطمینان از معتبر بودن داده‌ها، تأیید صحت داده‌های استخراج شده بر اساس نتایج تجربی ارائه می‌شود.

برای ساده‌تر کردن مقایسه، مطالعات موردی خاصی انتخاب شده و در سراسر این مطالعه استفاده می‌شود. جدول ۲ مطالعات موردی ذکر شده را ارائه می‌کند.

جدول ۲. مطالعات موردی مورد بررسی در مطالعه حاضر برای آب خالص

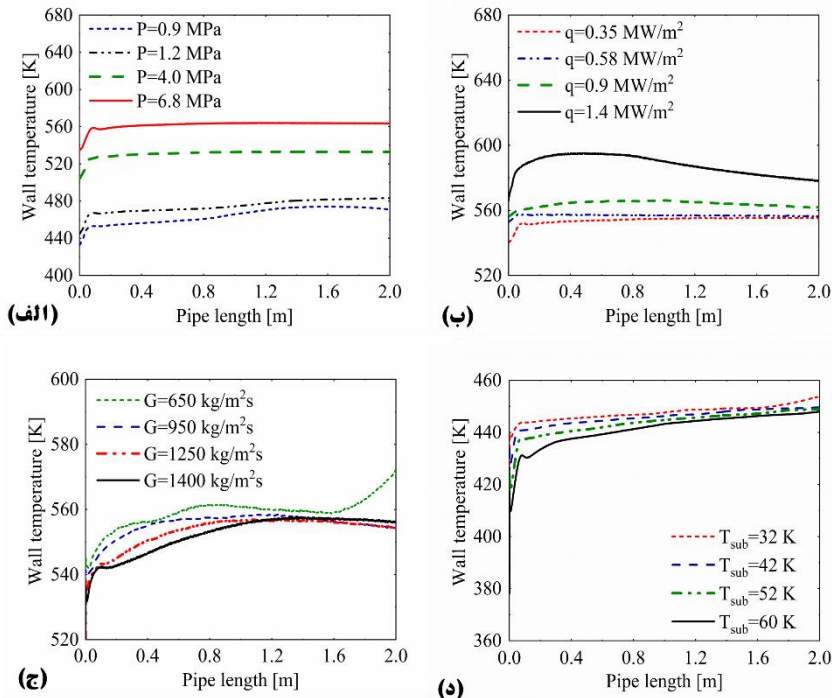
مطالعه موردی	دمای مادون سرد (K)	شار جرمی ($\frac{kg}{m^2s}$)	شار حرارتی ($\frac{kW}{m^2}$)	فشار (MPa)
1	60	950	0.58	0.9-6.8
2	32	950	0.35-1.4	6.8
3	42	650-1400	0.9	4.0
4	32-60	650	0.35	0.9

دمای دیواره

شکل ۴ تغییرات دمای دیواره را با توجه به فشار، شار گرمایی، شار جرمی و تغییرات دمای مادون سرد ورودی در طول لوله در مطالعات موردی مختلف نشان می‌دهد.

شکل ۴الف تغییرات مطالعه موردی ۱ را با تغییر فشار سیال کاری نشان می‌دهد. با افزایش فشار، دمای دیواره نیز به دلیل افزایش دمای اشباع سیال افزایش می‌یابد [۳۱]. علاوه بر این، شروع جوشش در صورتی رخ می‌دهد که دمای دیواره بالاتر از دمای اشباع سیال باشد [۳۲] که این موضوع در شکل ۴الف نشان داده شده است. همین الگو در شکل ۴ب برای مطالعه موردی ۲ نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که با اعمال شار حرارتی بالاتر به دیواره، دیوار به دمای

بالتری می‌رسد. شکل ۴ اثرات شار گرمی را برای مطالعه موردی ۳ نشان می‌دهد. بدیهی است که با افزایش شار گرمی، دمای دیواره کاهش می‌یابد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، هنگامی که شار گرمی ۶۵۰ کیلوگرم بر مترمربع ثانیه است، یک افزایش ناگهانی به سمت انتهای لوله وجود دارد. این مشکل را می‌توان با اشاره به این که در انتهای لوله همان‌طور که در شکل ۵ج نشان داده شده است، کسر حجمی بخار برابر با ۱ است. از آنجایی که در حالت پس از کسر حجمی ۰/۹ ضریب انتقال حرارت به دلیل از دست دادن جریان دو فازی به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد، مکانیزم انتقال حرارت کاهش پیدا کرده و دمای دیواره مشاهده می‌کنیم. شکل ۴ تأثیر تغییر دمای مادون سرد مایع ورودی را در مطالعه موردی ۴ نشان می‌دهد. دمای دیواره با افزایش دمای مادون سرد ورودی کاهش می‌یابد، اگرچه به نظر می‌رسد این تغییرات در مقایسه با سایر عوامل مؤثر، ناچیز است. باسو و همکاران^۱ [۳۳] همچنین این تغییر را با تمرکز بیشتر بر تراکم هسته جوانه زنی مشاهده کردند و نتایج آنها روند در شکل ۴د را تأیید می‌کند.



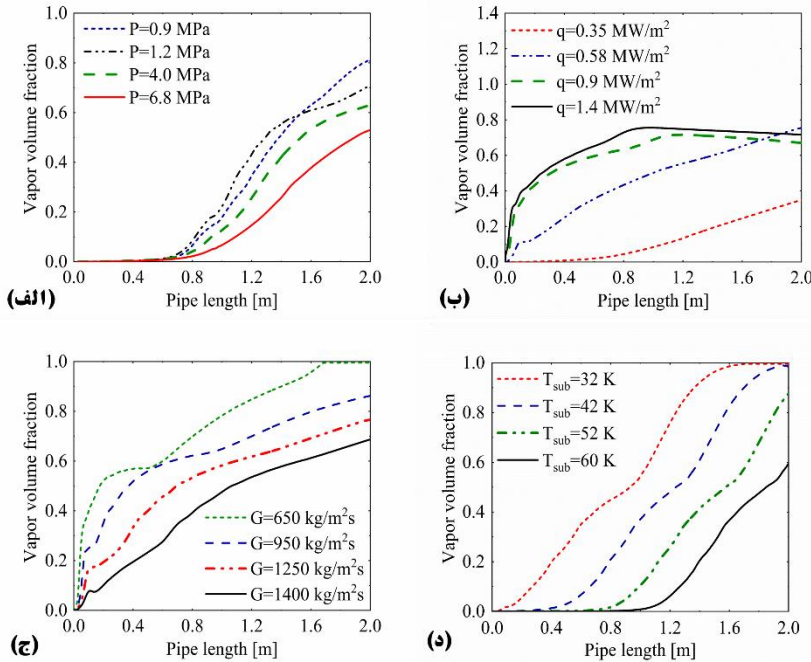
شکل ۴. مقایسه دمای دیواره در (الف) مطالعه موردی ۱ با فشارهای مختلف، (ب) مطالعه موردی ۲ با شارهای حرارتی مختلف، (ج) مطالعه موردی ۳ با شارهای گرمی مختلف و (د) مطالعه موردی ۴ با دماهای مادون سرد مختلف

کسر حجمی بخار

شکل ۵ اثرات پارامترهای مختلف را بر کسر حجمی بخار نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۵الف مشاهده می‌شود، افزایش فشار به طور معکوس بر فرآیند تولید بخار تأثیر می‌گذارد. دلیل این امر این است که با افزایش فشار، دمای اشباع نیز افزایش می‌یابد. در نتیجه، بیشتر شار حرارتی به افزایش دمای سیال اختصاص داده می‌شود تا این که

¹ Basu et al.

باعث شروع جوشش شود. شکل ۵ب اثر شار حرارتی را بر کسر حجمی بخار در طول لوله نشان می‌دهد. بدیهی است که با افزایش شار حرارتی اعمال شده به دیواره لوله، کسر حجمی بخار به طور قابل توجهی افزایش می‌یابد. با این حال، در دو مورد، روند افزایشی متوقف و کاهش می‌یابد. این معمولاً زمانی اتفاق می‌افتد که الگوی جریان به جریان اسلاگ تغییر کند که در این صورت نرخ تولید بخار کاهش می‌یابد [۳۴]. شکل ۵ج و شکل ۵د نشان می‌دهد که افزایش شار گرمی و دمای مادون سرد ورودی به طور معکوس بر تولید بخار تأثیر می‌گذارد. شایان ذکر است که در شکل ۵د با افزایش دمای مادون سرد ورودی، شروع جوشش به تأخیر می‌افتد.



شکل ۵. مقایسه کسر حجمی بخار در (الف) مطالعه موردی ۱ با فشارهای مختلف، (ب) مطالعه موردی ۲ با شارهای حرارتی مختلف، (ج) مطالعه موردی ۳ با شارهای گرمی مختلف و (د) مطالعه موردی ۴ با انواع مختلف دمای مادون سرد

روش انتخاب مدل شبکه عصبی

پس از جمع‌آوری داده‌های شبیه‌سازی شده، نیاز به یک مرحله پردازش داده است. به طوری که داده‌هایی که جوشش در آنها رخ نداده حذف شوند. پس از مرحله پردازش، به بررسی تعداد داده‌ها و بهینه‌سازی فرآیندها پرداخته می‌شود. فرآیند انتخاب بهترین مدل برای پارامتر هدف دمای دیواره در آب خالص به عنوان مثال در ادامه تشریح شده است. مجموعه داده دمای دیواره محلی از ۱۱۴۴ داده عددی تشکیل شده است. مجموعه داده‌ها به نقاط داده‌های آموزشی و آزمون با نسبت تقسیم ۷۰٪-۳۰٪ تقسیم شده است که منجر به ۸۰۰ نقطه داده آموزشی و ۳۴۴ نقطه داده آزمون می‌شود. مرحله بعدی تعیین تعداد لایه‌های پنهان است. پرکاربردترین الگو برای انتخاب تعداد لایه‌های پنهان استفاده از سری ۲ است که با ۳۲ نورون شروع می‌شود. برای شروع فرآیند، تعداد نورون‌ها و تعداد لایه‌های پنهان باید بررسی شوند زیرا اجزای اصلی شبکه عصبی هستند. جدول ۳ نتایج را برای تعداد مختلف نورون‌ها و لایه‌های پنهان با استفاده از تابع فعالیت ReLU برای همه لایه‌ها ارائه می‌کند.

جدول ۳. مقایسه دقت مدل‌های پیش‌بینی برای پارامترهای ورودی ثابت و ترکیب‌های مختلف لایه‌های پنهان

ردیف	پارامترهای ورودی	الگوی لایه‌های پنهان	درصد میانگین خطای مطلق	ضریب تعیین
۱	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲)	۱	۰.۲۸ %
۲	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴)	۱	۰.۱۴ %
۳	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۱۴ %
۴	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۱۴ %
۵	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۲۰ %
۶	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۱۴ %
۷*	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۱۱ %
۸	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۳۶ %
۹	P, q, m, T_{sub}, X_{in}	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۵۱۲, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	۱	۰.۱۳ %

* مدل انتخاب شده

بدیهی است که با افزایش تعداد نورون‌ها و تعداد لایه‌های پنهان، مدل دقیق‌تر می‌شود. با این حال، پس از رسیدن به بالاترین مقدار این بهبود متوقف شده، و یک الگوی مخالف مشاهده می‌شود زمانی که برآزش بیش از حد بدهد. بنابراین مدل انتخابی (۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲) می‌باشد. پس از انتخاب تعداد لایه‌های پنهان، تأثیر توابع مختلف فعالیت برای لایه خروجی در جدول ۴ بررسی شده است.

جدول ۴. پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای مدل ثابت و توابع فعال سازی مختلف برای لایه خروجی

ردیف	الگوی لایه‌های پنهان	تابع فعالیت لایه خروجی	درصد میانگین خطای مطلق	ضریب تعیین
۱	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	Linear	۱	۰.۱۲ %
۲*	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	ReLU	۱	۰.۱۱ %
۳	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	Sigmoid	۱	۰.۱۴ %

* مدل انتخاب شده

در نتیجه، تابع فعال سازی ReLU برای دمای دیواره محلی استفاده می‌شود. یکی دیگر از عناصر کمک کننده در معماری مدل، اندازه دسته است، به عنوان مثال، تعداد نقاط داده‌ای که از طریق فرآیند پیشخور قبل از شروع انتشار پشت سر می‌گذرد. به عبارت دیگر، اندازه دسته تعداد نقاط داده‌ای است که قبل از به‌روزرسانی وزن‌ها و بایاس‌ها در شبکه عصبی پردازش می‌شوند. طبق جدول ۵، میانگین خطای مطلق هر دو اندازه دسته ۸ و ۱۶ یکسان است. با این حال، اندازه دسته انتخاب شده ۱۶ است زیرا این انتخاب هزینه محاسباتی کمتری دارد.

جدول ۵. پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای تعداد ثابتی از لایه‌های پنهان و اندازه دسته‌های مختلف

ردیف	الگوی لایه‌های پنهان	اندازه دسته	درصد میانگین خطای مطلق	ضریب تعیین
۱	(۳۲, ۶۴, ۱۲۸, ۲۵۶, ۱۲۸, ۶۴, ۳۲)	۲	۱	۰.۲۲ %

ردیف	الگوی لایه‌های پنهان	اندازه دسته	درصد میانگین خطای مطلق	ضریب تعیین
۲*	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۴	۱	۰.۱۷%
۳	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۸	۱	۰.۱۱%
۴*	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۱۶	۱	۰.۱۱%
۵	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۳۲	۱	۰.۱۷%
۶	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۶۴	۱	۰.۱۷%

* مدل انتخاب شده

در نهایت، همان‌طور که در جدول ۶ نشان داده شده است، تعداد دوره‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. بهترین انتخاب مدلی با ۲۰۰۰۰ دوره است. دلیل انتخاب ۲۰۰۰۰ در دوره‌های ۳۰۰۰۰ یا بالاتر با وجود میانگین خطای مطلق یکسان این است که هزینه‌های محاسباتی در این حالت بسیار کمتر از دوره‌های بعدی است.

جدول ۶. پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای تعداد ثابتی از لایه‌های پنهان و تعداد دوره‌های مختلف

ردیف	الگوی لایه‌های پنهان	تعداد دوره‌ها	درصد میانگین خطای مطلق	ضریب تعیین
۱	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۱,۰۰۰	۰.۱۱%	۱
۲	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۲,۰۰۰	۰.۱۰%	۱
۳	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۵,۰۰۰	۰.۰۸%	۱
۴	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۱۰,۰۰۰	۰.۱۳%	۱
۵*	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۲۰,۰۰۰	۰.۰۷%	۱
۶	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۳۰,۰۰۰	۰.۰۷%	۱
۷	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۴۰,۰۰۰	۰.۰۷%	۱
۸	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۵۰,۰۰۰	۰.۰۷%	۱

* مدل انتخاب شده

نتایج مدل‌های انتخابی برای آب خالص

بدیهی است که بهترین انتخاب برای فرآیندها لزوماً عمیق‌ترین شبکه عصبی یا کم‌ترین مدل نیست، بنابراین منطقی است که جستجو برای بهترین معماری مدل قبل از انتخاب مدل نهایی انجام شود. این روش انتخاب برای شناسایی بهترین معماری مدل برای تک تک توابع هدف در این مطالعه انجام می‌شود. مدل‌های انتخابی نهایی برای همه مقادیر مورد نظر در آب خالص در جدول ۷ ارائه شده‌اند. این مدل‌ها بهترین عملکرد را در بین موارد بررسی شده به دست می‌آورند.

جدول ۷. مدل‌های انتخاب شده نهایی برای توابع هدف مختلف

تابع هدف	پارامترهای ورودی	مدل شبکه عصبی	تعداد دوره‌ها	اندازه دسته	تابع فعالیت لایه خروجی
دمای دیواره میانگین	P, q, \dot{m}, T_{sub}	(۱۲۸,۶۴,۳۲)	۴۰,۰۰۰	۳۲	ReLU
کسر جمعی بخار میانگین	P, q, \dot{m}, T_{sub}	(۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	۳۰,۰۰۰	۸	ReLU

تابع فعالیت لایه خروجی	اندازه دسته	تعداد دوره‌ها	مدل شبکه عصبی	پارامترهای ورودی	تابع هدف
ReLU	۱۶	۳۰,۰۰۰	(۲۵۶,۱۲۸,۶۴,۳۲)	$P, q, \mathbf{m}, T_{sub}$	ضریب انتقال حرارت میانگین
ReLU	۱۶	۲۰,۰۰۰	(۳۲,۶۴,۱۲۸,۲۵۶,۱۲, ۸,۶۴,۳۲)	$P, q, \mathbf{m}, T_{sub}, X_{in}$	دمای دیواره محلی
Linear	۸	۱۰,۰۰۰	(۱۲۸,۶۴,۳۲)	$P, q, \mathbf{m}, T_{sub}, X_{in}$	کسر حجمی بخار محلی
ReLU	۱۶	۲۰,۰۰۰	(۳۲,۶۴,۳۲)	$P, q, \mathbf{m}, T_{sub}, X_{in}$	ضریب انتقال حرارت محلی

ارزیابی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی در آب خالص

همان‌طور که در جدول ۷ ذکر شد، ورودی‌های پارامترهای میانگین و محلی به ترتیب $P, q, \mathbf{m}, T_{sub}$ و $P, q, \mathbf{m}, T_{sub}, X_{in}$ هستند. دلیل انتخاب این پارامترهای ورودی این است که به طور کامل فرآیند جوشش را پوشش می‌دهند. به عنوان مثال، فشار نماینده خوبی از خواص سیال است. شار گرما، شار جرمی و دمای مادون سرد مستقیماً بر جوشش جریان مادون سرد تأثیر می‌گذارند. علاوه بر این، استفاده از طول ورودی به عنوان پارامتر ورودی برای توابع هدف محلی ضروری است. عملکرد شبکه‌های عصبی در چهار دسته مختلف بررسی می‌شود: ضریب انتقال حرارت، کسر حجمی بخار و دمای دیواره. مجموعه داده آزمایشی برای ارزیابی دقت مدل‌های شبکه عصبی استفاده می‌شود. برای نشان دادن بهتر انحراف هر مدل پیشنهادی از حالت ایده‌آل، یک رگرسیون خطی به نتایج پیش‌بینی شده برازش داده می‌شود. حالت ایده‌آل زمانی رخ می‌دهد که تمام نقاط داده در امتداد خط $y = x$ قرار گیرند.

ضریب انتقال حرارت

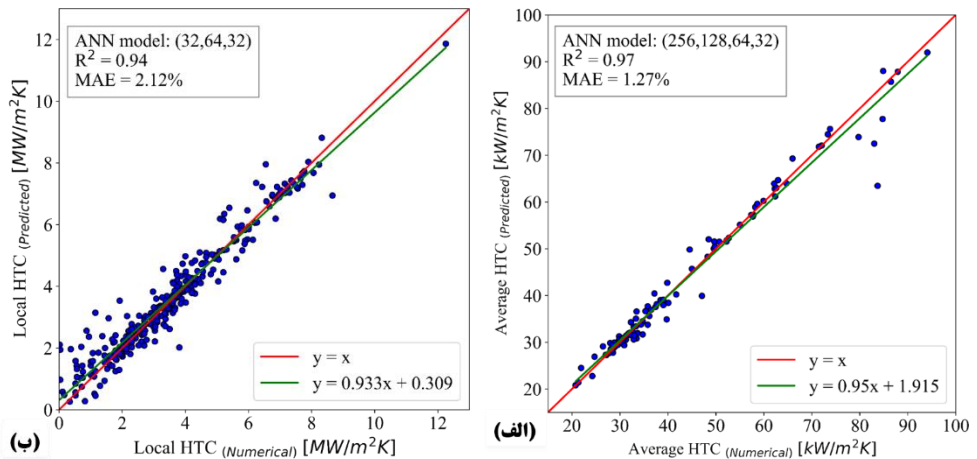
برای میانگین ضریب انتقال حرارت از ۳۴۸ نقطه داده استفاده شده است. این مجموعه داده به ۲۴۳ نقطه داده برای آموزش و ۱۰۵ نقطه داده برای آزمایش مدل تقسیم شده است. شکل ۶الف ضریب انتقال حرارت پیش‌بینی شده را در برابر نتایج عددی برای ۱۰۵ نقطه داده تست نشان می‌دهد. مدل شبکه عصبی پیشنهادی قادر به دستیابی به میانگین خطای مطلق ۱/۲۷ درصد و ضریب تعیین ۰/۹۷ است.

مجموعه داده‌های ضریب انتقال حرارت محلی از ۱۱۴۴ نقطه داده تشکیل شده است. این مجموعه داده به ۸۰۰ نقطه داده برای آموزش و ۳۴۴ نقطه داده برای آزمایش تقسیم شده است. شکل ۶ب پیش‌بینی مدل ضریب انتقال حرارت محلی را برای ۳۴۴ نقطه داده تست نشان می‌دهد. نتایج استخراج شده نشان می‌دهد که این مدل قادر است میانگین خطای مطلق ۲/۱۲٪ و ضریب تعیین ۰/۹۴ را به دست آورد. واضح است که انحرافات از حالت ایده‌آل بیشتر از حالت متوسط است و به همین دلیل است که میانگین خطای مطلق در حالت محلی بزرگتر است. در هر دو مورد، خطوط سبز (یعنی خطوط رگرسیون خطی) تا حد معقولی شبیه به حالت ایده‌آل هستند، که نشان می‌دهد مدل‌ها چقدر دقیق هستند.

کسر حجمی بخار

پیش‌بینی‌های مدل شبکه عصبی برای کسر حجمی بخار متوسط و محلی به ترتیب در شکل ۷الف و ۷ب ارائه شده است. در مورد کسر حجمی متوسط بخار در شکل ۷الف، به نظر می‌رسد که مدل عملکرد خوبی دارد زیرا میانگین خطای

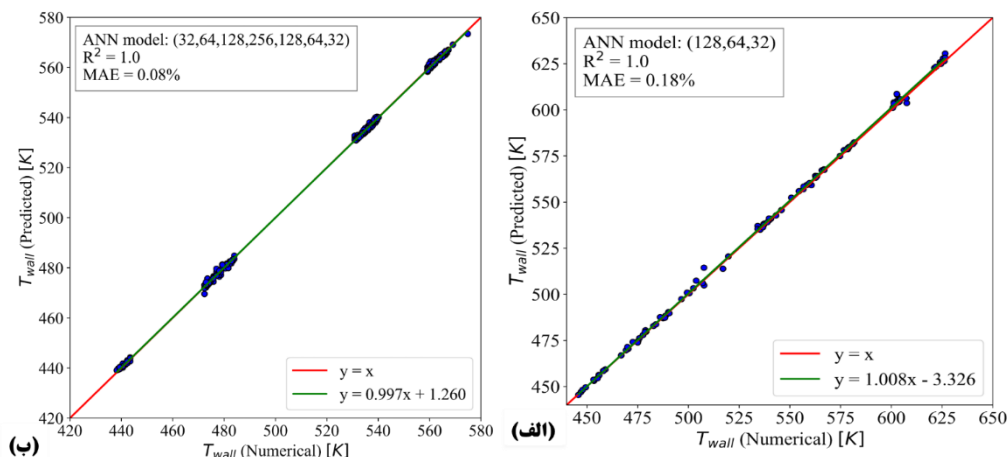
مطلق و ضریب تعیین به ترتیب ۱/۳۳٪ و ۰/۹۹ است. شکل ۷ نتیجه شبکه عصبی را برای کسر حجمی بخار محلی نشان می‌دهد که در آن میانگین خطای مطلق و ضریب تعیین به ترتیب برابر ۱/۸۶٪ و ۰/۹۵ است. مدل کسر حجمی بخار متوسط آنقدر دقیق است که رگرسیون خطی نتایج کاملاً با حالت ایده‌آل مطابقت دارد. با این حال، برای کسر حجمی بخار محلی، یک انحراف جزئی از حالت ایده‌آل وجود دارد.



شکل ۶. پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای (الف) ۱۰۵ نقطه داده ضریب انتقال حرارت میانگین برای الگوی لایه پنهنان و (ب) ۳۴۴ نقطه داده ضریب انتقال حرارت محلی برای الگوی لایه پنهنان (۲۵۶،۱۲۸،۶۴،۳۲) و پارامترهای ورودی P, q, \dot{m}, T_{sub} و (ب) ۳۴۴ نقطه داده ضریب انتقال حرارت محلی برای الگوی لایه پنهنان (۳۲،۶۴،۳۲) و پارامترهای ورودی $P, q, \dot{m}, T_{sub}, X_{in}$

دمای دیواره

دمای دیواره یکی از مهمترین پارامترهای فرآیندهای جوشش جریانی است زیرا افزایش غیرقابل کنترل این پارامتر می‌تواند منجر به فرسودگی شود و در نتیجه سیال از لوله خارج شود و در صورت سمی بودن سیال عواقب فاجعه‌باری در پی خواهد داشت. بنابراین، مدلی که قادر به پیش‌بینی دقیق این پارامتر باشد، سودمند می‌باشد. شکل ۸ الف نتایج مدل را برای دمای متوسط دیوار نشان می‌دهد. این میانگین خطای مطلق برابر ۰/۱۸٪ و ضریب تعیین ۱ را دارد. شکل ۸ ب مقایسه دمای دیواره محلی پیش‌بینی شده و عددی را نشان می‌دهد. از آنجایی که دمای دیواره به شدت به فشار سیال عامل بستگی دارد، چهار دسته از نقاط داده نشان دهنده چهار فشار مختلف هستند. مدل برای این کمیت هدف قادر به دستیابی به میانگین خطای مطلق تا ۰/۰۸٪ و ضریب تعیین ۱ می‌باشد. علاوه بر این، رگرسیون‌های خطی نتایج تطابق خوبی با حالت ایده‌آل دارند.



شکل ۸. پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای (الف) ۱۰۵ نقطه داده دمای دیواره میانگین برای الگوی لایه پنهان (۲۵۶،۱۲۸،۶۴،۳۲) و پارامترهای ورودی P, q, \dot{m}, T_{sub} و (ب) ۳۴۴ نقطه داده دمای دیواره محلی برای الگوی لایه پنهان (۳۲،۶۴،۱۲۸،۲۵۶،۱۲۸،۶۴،۳۲) و پارامترهای ورودی $P, q, \dot{m}, T_{sub}, X_{in}$

با توجه به مقایسه‌های صورت گرفته، می‌توان مشاهده کرد که نتایج به‌دست آمده با استفاده از روش یادگیری ماشین از دقت بسیار بالایی برخوردار هستند. علاوه بر دقت، هزینه محاسباتی دو روش عددی و روش پیش‌بینی مدل یادگیری ماشین مورد بررسی قرار گرفته است. هر کدام از شبیه‌سازی‌های عددی به طور میانگین مدت زمان ۴۰ دقیقه طول می‌کشد و در این مطالعه بیشتر از ۴۰۰ شبیه‌سازی عددی جوشش جریان مادون سرد داده است. به طور مجموع این تعداد از شبیه‌سازی‌ها نیازمند یک ماه هزینه محاسباتی هستند. در حالی که مدل به دست آمده از الگوریتم یادگیری ماشین نیاز به زمان محاسباتی حدود یک ساعت می‌باشد. در نتیجه، مدل پیش‌بینی الگوریتم شبکه عصبی به شدت در میزان هزینه محاسباتی صورت گرفته صرفه جویی می‌کند. این در حالیست که نتایج به دست آمده با دقت بسیار بالایی نیز پیش‌بینی شده‌اند.

نتیجه‌گیری

یک مطالعه عددی اکسی سیمتريك كامل از جوشش جریانی مادون سرد با سیال آب خالص بر اساس رویکرد اوپلر-اوپلر انجام شده است. شبیه‌سازی‌های عددی در محدوده وسیعی از شرایط مرزی هستند، و شبیه‌سازی‌ها به‌طور یک‌نواخت در سراسر دامنه توزیع شده‌اند که منجر به ۴۰۸ مورد برای آب خالص می‌شود. اثرات شرایط مرزی مختلف (فشار، شار گرما و دمای مادون سرد) مورد مطالعه قرار گرفت. در ادامه نتایجی از مطالعات شبیه‌سازی‌ها ارائه شده است. افزایش شار حرارتی سبب افزایش دمای دیواره و کسر حجمی بخار می‌گردد. بررسی دقیق فرآیندهای مدل‌ها به منظور یافتن بهترین مدل برای پیش‌بینی کمیت هدف انجام شد. مدل‌ها برای پیش‌بینی نقاط داده‌های تست استفاده شدند و سپس پیش‌بینی‌ها با نتایج عددی مقایسه شدند تا عملکرد مدل‌ها را نشان دهند. دقت مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین به حدی است که می‌توان از آنها به عنوان جایگزین روش عددی و تجربی استفاده نمود. در نتیجه، با این مدل‌ها می‌توان در زمان و هزینه به شدت صرفه‌جویی کرد. در مطالعات آتی می‌توان به استفاده از دیگر

الگوریتم‌های یادگیری ماشین جهت ارائه مدل‌های پیش‌بینی پرداخت. همچنین، انجام تعریف آزمایش قبل از جمع‌آوری داده‌ها و استفاده از روش‌های آماری جهت انتخاب پارامترهای ورودی در الگوریتم‌های یادگیری ماشین نیز می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

References

- [1] Celata, G. P., Cumo, M., Mariani, A., & Zummo, G. (2000). Burnout in subcooled flow boiling of water. A visual experimental study. *International Journal of Thermal Sciences*, 39(9-11), 896-908. [https://doi.org/10.1016/S1290-0729\(00\)01175-3](https://doi.org/10.1016/S1290-0729(00)01175-3)
- [2] Lee, J., Jo, D., Chae, H., Chang, S. H., Jeong, Y. H., & Jeong, J. J. (2015). The characteristics of premature and stable critical heat flux for downward flow boiling at low pressure in a narrow rectangular channel. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 69, 86-98. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2015.07.015>
- [3] Sharifi, S., Aligoodarz, M. R., & Rahbari, A. (2022). Thermohydraulic performance of Al2O3-water nanofluid during single-phase flow and two-phase subcooled flow boiling. *International Journal of Thermal Sciences*, 179(21-22), 107605. <https://doi.org/10.1016/j.jthermalsci.2022.107605>
- [4] Alimoradi, H., Shams, M., Ashgriz, N., & Bozorgnezhad, A. (2021). A novel scheme for simulating the effect of microstructure surface roughness on the heat transfer characteristics of subcooled flow boiling. *Case Studies in Thermal Engineering*, 24, 100829. <https://doi.org/10.1016/j.csite.2020.100829>
- [5] Steinke, M. E., & Kandlikar, S. G. (2004). An Experimental Investigation of Flow Boiling Characteristics of Water in Parallel Microchannels. *Journal of Heat Transfer*, 126(4), 518-526. <https://doi.org/10.1115/1.1778187>
- [6] Jige, D., & Inoue, N. (2019). Boiling heat transfer, pressure drop, and flow pattern in a horizontal square minichannel. *International Journal of Heat and Fluid Flow*, 78, 108433. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatfluidflow.2019.108433>
- [7] Schrock, V., & Grossman, L. (1959). *Forced convection boiling studies. final report on forced convection vaporization project*. University of California, Berkeley Institute of Engineering Research. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:11699/FULLTEXT01.pdf>
- [8] Bennett, J. (1961). Heat Transfer to Two-Phase Gas-Liquid Systems (Part I, Steam-Water Mixtures in the Liquid Dispersed Region in an Annulus). *Transactions of the Institution of Chemical Engineers*, 39, 113-126. <https://cir.nii.ac.jp/crid/1572824498977228800>
- [9] Chen, J. C. (1966). Correlation for Boiling Heat Transfer to Saturated Fluids in Convective Flow. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 5(3), 322-329. <https://doi.org/10.1021/i260019a023>
- [10] Shah, M. (1982, June 24-28). *Chart correlation for saturated boiling heat transfer: Equations and further study*. Semi-annual meeting of the American Society of Heating, Refrigerating, and Air Conditioning Engineers, Houston, Texas. https://inis.iaea.org/search/search.aspx?orig_q=RN:16045958
- [11] Bennett, D. L., & Chen, J. C. (1980). Forced convective boiling in vertical tubes for saturated pure components and binary mixtures. *American Institute of Chemical Engineers Journal*, 26(3), 454-461. <https://doi.org/10.1002/aic.690260317>
- [12] Kandlikar, S. G. (1983, July 24-28). *An improved correlation for predicting two-phase flow boiling heat transfer coefficient in horizontal and vertical tubes*. 21st National Heat

- Transfer Conference, Seattle, Washington. <https://iifir.org/en/fridoc/an-improved-correlation-for-predicting-the-two-phase-flow-boiling-heat-6964>
- [13] Kandlikar, S. G. (1990). A General Correlation for Saturated Two-Phase Flow Boiling Heat Transfer Inside Horizontal and Vertical Tubes. *Journal of Heat Transfer*, 112(1), 219-228. <https://doi.org/10.1115/1.2910348>
- [14] Bertsch, S. S., Groll, E. A., & Garimella, S. V. (2009). A composite heat transfer correlation for saturated flow boiling in small channels. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 52(7-8), 2110-2118. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2008.10.022>
- [15] Fang, X., Wu, Q., & Yuan, Y. (2017). A general correlation for saturated flow boiling heat transfer in channels of various sizes and flow directions. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 107, 972-981. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2016.10.125>
- [16] Piasecka, M. (2015). Correlations for flow boiling heat transfer in minichannels with various orientations. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 81, 114-121. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2014.09.063>
- [17] Strak, K., & Piasecka, M. (2020). The applicability of heat transfer correlations to flows in minichannels and new correlation for subcooled flow boiling. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 158(3), 119933. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.119933>
- [18] Paul, S., Fernandino, M., & Dorao, C. A. (2021). On the scaling of convective boiling heat transfer coefficient. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 164, 120589. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.120589>
- [19] Yan, J., Bi, Q., Liu, Z., Zhu, G., & Cai, L. (2015). Subcooled flow boiling heat transfer of water in a circular tube under high heat fluxes and high mass fluxes. *Fusion Engineering and Design*, 100, 406-418. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2015.07.007>
- [20] Zhang, J., Zhong, D., Shi, H., Meng, J. a., & Chen, L. (2022). Machine learning prediction of critical heat flux on downward facing surfaces. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 191, 122857. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2022.122857>
- [21] Nagulapati, V. M., S Paramanatham, S., Ni, A., Raman, S. K., & Lim, H. (2022). Machine learning based prediction of subcooled bubble condensation behavior, validation with experimental and numerical results. *Nuclear Engineering and Design*, 393, 111794. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2022.111794>
- [22] Cheung, S. C. P., Vahaji, S., Yeoh, G. H., & Tu, J. Y. (2014). Modeling subcooled flow boiling in vertical channels at low pressures – Part 1: Assessment of empirical correlations. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 75, 736-753. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2014.03.016>
- [23] Launder, B. E., & Spalding, D. B. (1983). Paper 8 - the numerical computation of turbulent flows. In S. V. Patankar, A. Pollard, A. K. Singhal, & S. P. Vanka (Eds.), *Numerical Prediction of Flow, Heat Transfer, Turbulence and Combustion*. Pergamon. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-030937-8.50016-7>
- [24] Ishii, M., & Zuber, N. (1979). Drag coefficient and relative velocity in bubbly, droplet or particulate flows. *American Institute of Chemical Engineers journal*, 25(5), 843-855. <https://doi.org/10.1002/aic.690250513>
- [25] Kurul, N., & Podowski, M. Z. (1990, August 19-24). *Multidimensional effects in forced convection subcooled boiling*. International Heat Transfer Conference Digital Library, Jerusalem, Israel https://www.ihtcdigitallibrary.com/conferences/6ec9fdc764f29109_3b6668e93c4d03e5.1968e4d71e4e45b1.html

- [26] Lemmert, M., & Chawla, J. (1977). Influence of flow velocity on surface boiling heat transfer coefficient. In E. a. G. Hahne, U (Ed.), *Heat Transfer in Boiling*. Academic Press and Hemisphere. https://hero.epa.gov/hero/index.cfm/reference/details/reference_id/8632073
- [27] Tolubinsky, V., & Kostanchuk, D. (1970, August 31 - September 5). *Vapour bubbles growth rate and heat transfer intensity at subcooled water boiling*. International Heat Transfer Conference 4, Paris-Versailles, France. <https://ihtcdigitallibrary.com/conferences/0c7302a61c102806.630fd64a6415cdeb,4cba2d0851d6375d.html>
- [28] Cole, R. (1960). A photographic study of pool boiling in the region of the critical heat flux. *American Institute of Chemical Engineers Journal*, 6(4), 533-538. <https://doi.org/10.1002/aic.690060405>
- [29] Bartolomei, G., Brantov, V., Molochnikov, Y. S., Kharitonov, Y. V., Solodkii, V., Batashova, G., & Mikhailov, V. (1982). An experimental investigation of true volumetric vapor content with subcooled boiling in tubes. *Thermal Engineering*, 29(3), 132-135.
- [30] Rouhani, S. Z., & Axelsson, E. (1970). Calculation of void volume fraction in the subcooled and quality boiling regions. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 13(2), 383-393. [https://doi.org/10.1016/0017-9310\(70\)90114-6](https://doi.org/10.1016/0017-9310(70)90114-6)
- [31] Bergles, A. E., & Rohsenow, W. M. (1964). The Determination of Forced-Convection Surface-Boiling Heat Transfer. *Journal of Heat Transfer*, 86(3), 365-372. <https://doi.org/10.1115/1.3688697>
- [32] Liu, D., Lee, P-S., & Garimella, S. V. (2005). Prediction of the onset of nucleate boiling in microchannel flow. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 48(25), 5134-5149. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2005.07.021>
- [33] Basu, N., Warrier, G. R., & Dhir, V. K. (2002). Onset of nucleate boiling and active nucleation site density during subcooled flow boiling. *Journal of Heat Transfer*, 124(4), 717-728. <https://doi.org/10.1115/1.1471522>
- [34] Costigan, G., & Whalley, P. B. (1997). Slug flow regime identification from dynamic void fraction measurements in vertical air-water flows. *International Journal of Multiphase Flow*, 23(2), 263-282. [https://doi.org/10.1016/S0301-9322\(96\)00050-X](https://doi.org/10.1016/S0301-9322(96)00050-X)