基于神经网络的HL-2A装置脱靶特征量预测

隋安成　李泽龙　黄千红　段 浩　于 鹏　谭清懿　龚学余

（南华大学　衡阳 421001）

摘要　等离子体边界与偏滤器区域的热通量及粒子输运问题是未来聚变堆长期稳定运行的核心挑战，而降低偏滤器靶板的热负荷是实现稳态运行的关键。注入适量的杂质气体可以耗散能量，从而降低靶板热负荷。然而，杂质输运可能影响芯部约束，因此需研究其对偏滤器热负荷及等离子体性能的影响机制，为未来实验提供理论指导与预测。SOLPS-ITER是使用较为广泛的边界模拟程序之一，但其计算成本高，耗时较长。因此，针对上述问题结合机器学习方法进行加速模拟已成为当前研究的重要方向。本文采用机器学习方法构建高效预测模型，使用数据处理的归一化和数据集5折交叉验证的划分方法，通过Dropout层处理模型的过拟合等以提升模型的精度。预测结果表明，相较于氖（Ne）杂质，氮（N）杂质在更低的芯部边界电子密度下即可触发脱靶；且模型预测结果与SOLPS-ITER基于HL-2A装置的模拟结果平均相对误差约为2%。该方法不仅优化了偏滤器能量排出策略，还实现了对靶板粒子流密度与电子温度的高效预测，提升了计算效率，可为相关实验提供参考。

关键词　HL-2A，神经网络，靶板脱靶

中图分类号　TL62+6

DOI: 10.3724/j.0253-3219.2026.hjs.49.250239

CSTR: 32193.14.hjs.CN31-1342/TL.2026.49.250239

Prediction of off-target characteristic quantities on HL-2A device based on neural network

SUI Ancheng　LI Zelong　HUANG Qianhong　DUAN Hao　YU Peng　TAN Qingyi　GONG Xueyu

(*University of South China*, *Hengyang 421001*, *China*)

Abstract　**[Background]** The thermal flux and particle transport issues at the plasma boundary and divertor region are core challenges for the long-term stable operation of future fusion reactors. Reducing the heat load on the divertor target plate is the key to achieve steady-state operation. Injecting an appropriate amount of impurity gas can dissipate energy, thereby reducing the target heat load. However, impurity transport may affect core confinement. Therefore, it is necessary to study its impact mechanism on divertor heat load and plasma performance to provide theoretical guidance and predictions for future experiments. SOLPS-ITER is one of the widely used boundary simulation codes, but it has high computational cost and time consumption. **[Purpose]** This study aims to address the aforementioned issues by integrating machine learning methods to accelerate simulation computation, which has emerged as an important direction in current research. **[Methods]** Firstly, a high-efficiency prediction model was constructed using machine learning methods, and normalization was applied for data processing. Then the dataset was split using the

国家磁约束核聚变能发展研究专项(No.2024YFE03060003)、国家自然科学基金(No.12205143)资助

第一作者：隋安成，男，2000年出生，2023年毕业于山东工商学院，现为硕士研究生，研究领域为核聚变与等离子体物理

通信作者：黄千红，E-mail：hqhhgy@163.com

收稿日期：2025-06-13，修回日期：2025-12-15

Supported by the National MCF Energy R&D Program (No.2024YFE03060003), National Natural Science Foundation of China (No.12205143)

First author: SUI Ancheng, male, born in 2000, graduated from Shandong Technology and Business University in 2023, master student, focusing on nuclear fusion and plasma physics

Corresponding author: HUANG Qianhong, E-mail: hqhhgy@163.com

Received date: 2025-06-13, revised date: 2025-12-15

5-fold cross-validation method, and the Dropout layer was employed to address the model's overfitting issue, hence to significantly improve the model's accuracy. **[Results]** The prediction results show that, compared with neon (Ne) impurities, nitrogen (N) impurities can trigger detachment at a lower core boundary electron density; moreover, the mean relative error between the model's prediction results and the SOLPS-ITER simulation results (based on the HL-2A device) is approximately 2%. **[Conclusion]** The method proposed in this study not only optimizes the divertor energy exhaust strategy and achieves efficient prediction of the particle flux density and electron temperature at the target plate, but also improves computational efficiency, providing a reference for related experiments.

Key words HL-2A, Neural network, Target detachment

在未来高功率聚变堆中，等离子体芯部发生反应产生巨大的能量，生成高能阿尔法粒子，高能粒子沿磁力线运动并撞击到偏滤器靶板上[1−3]，腐蚀靶板材料，降低靶板寿命。降低靶板热负荷的关键在于偏滤器的设计[4−5]，偏滤器结构和等离子体边界条件有利于中性气体聚集在靶板前。当靶板的粒子流密度出现翻转或电子温度低于几个电子伏特时会出现脱靶现象，从而有利于缓解靶板热负荷[6−9]，偏滤器在清除能量和杂质粒子方面发挥作用，同时承担着等离子体与器壁相互作用的重要角色。因此，有效控制偏滤器靶板热负荷对未来托卡马克装置的安全稳定运行至关重要[10−11]。

SOLPS是当前广泛用于托卡马克聚变装置边界物理研究的主要模拟程序之一[12−13]。可用于分析等离子体刮削层和靶板区域的粒子、热流输运等物理问题[14−15]。SOLPS包含多个不同的版本，主要包括：SOLPS4.0/4.2[16−17]、SOLPS5.0/5.1/5.2[18−20]以及SOLPS-ITER[21]。SOLPS4.X与SOLPS5.X的主要区别在于所使用的流体程序不同，SOLPS4.X采用B2，而SOLPS5.X则采用B2.5。相比之下，B2.5考虑了漂移和电流项，而B2未涉及这些因素。同时，更新版本的SOLPS-ITER不仅优化了B2.5磁流体程序，还对跟踪中性粒子的程序EIRENE进行了改进（本文后续将详细讨论）。应用SOLPS不同版本开展了大量托卡马克等离子体边界物理问题的研究，Zhang等[22]利用SOLPS-ITER结合HL-2M装置参数研究发现Ar/Ne杂质会导致内外靶板的杂质辐射功率增加，能够有效促进偏滤器脱靶；Tan等[23]利用SOLPS-ITER结合HL-2A装置参数开展了N/Ne的杂质注入对偏滤器脱靶及等离子体特性影响的对比研究。此外，Xiang等[24]利用SOLPS5.0模拟研究ASDEX Upgrade装置中注入Ar杂质实现偏滤器脱靶的过程中观察到了芯部边界的粒子流密度出现了翻转现象；吴昊声等[25]基于SOLPS程序对中国聚变工程实验堆（China Fusion Engineering Test Reactor，CFETR）偏滤器的脱靶运行特性开展了数值模拟研究。综上所述，SOLPS-ITER和SOLPS5.0结合实验的工作在等离子体边界运输、热流问题、杂质控制以及偏滤器和刮削层（Divertor and Scrape-off Layer，DSOL）区的研究中发挥非常重要的作用，这些研究对于托卡马克装置的运行、延长设备的使用寿命、有效控制杂质和热流损失乃至推动聚变能源的可持续发展都将具有深远意义。然而，等离子体边界模拟程序普遍存在计算资源占用较大、耗时长、CPU成本高等问题，从而限制了数值模拟研究的效率和灵活性，不利于结合实验开展快速物理分析。因此，有必要发展可信的边界等离子体物理特性研究的快速预测模型。

而随着人工智能的快速发展，基于机器学习方法已经应用到聚变等离子体的研究中，使用神经网络方法可以提高计算速度，大大提高计算资源利用率，并且已经证实这种方法是可行的，并极大地推进了等离子体物理研究的进展。在等离子体破裂和中断研究方面，Seo等[26]利用深度强化学习提前300 ms预测D_{III}-D破裂、Zhang等[27]进行EAST密度极限破裂预测、Yang等[28]在HL-2A上进行等离子体实时中断预测、Zheng等[29]在J-TEXT装置上进行密度极限中断预测，这些技术大大提高了聚变实验的可控性和安全性，减少了破裂导致设备的损坏，进一步提高了设备的使用寿命。在等离子体诊断和成像研究方面，将深度神经网络应用于JET等离子体断层扫描[30]，传统的诊断方法需要复杂的设备和耗时的计算，而神经网络能够在有限的数据中快速重建等离子体断层图像。在物理模拟研究方面，开发了演示国际热核聚变实验堆（International Thermonuclear Experimental Reactor，ITER）混合运行模式的神经网络代理模型准线性动力学神经网络（QuaLiKiz-Neural Network，QLKNN）[31]以及利用神经网络预测等离子体湍流输运[32−33]。综上所述，神经网络预测模型在等离子体破裂、诊断、开发代理模型等方面体现了其优越性，很大程度上提升了等离子体控制的精确性和实时性。

1 数据库

1.1 数据集来源

SOLPS-ITER是由等离子体流体输运程序B2.5与蒙特卡罗中性粒子输运程序EIRENE耦合而成，B2.5为EIRENE提供背景等离子体，EIRENE进一步为B2.5提供源项，直到平衡[22]。设置芯部边界D^+密度、加热功率、充杂速率、杂质种类(N和Ne)，通过模拟计算得到了芯部边界电子温度、芯部边界电子密度，靶板粒子流密度、靶板电子温度、杂质密度、芯部边界Z_{eff}。基于HL-2A装置的仿真结果，建立了DSOL区域的特征量数据库。该数据库共同构成了神经网络的整体数据集。

研究中发现，偏滤器靶板的热负荷受到靶板粒子流密度和靶板电子温度的影响。具体而言，随着芯部边界电子密度的升高，内外靶板电子温度、靶板粒子流密度翻转均显著变化。本文所采用的脱靶判断标准为粒子流密度出现翻转现象(即粒子流密度随芯部边界电子密度的升高而出现先上升再下降的现象)。如图1(a~b)所示，当N杂质注入后，充杂速率为2×10^{19} particles·s^{-1}时，内外靶板出现脱靶的上游电子密度分别为1.42×10^{19} m^{-3}和1.03×10^{19} m^{-3}；充杂速率为4×10^{19} particles·s^{-1}时，内外靶板出现脱靶的上游电子密度分别为1.35×10^{19} m^{-3}和0.96×10^{19} m^{-3}；充杂速率为6×10^{19} particles·s^{-1}，内外靶板出现脱靶的上游电子密度分别为1.32×10^{19} m^{-3}和0.91×10^{19} m^{-3}。当Ne杂质注入后，充杂速率为2×10^{19} particles·s^{-1}时，内外靶板出现脱靶的上游电子密度分别为1.67×10^{19} m^{-3}和1.27×10^{19} m^{-3}；充杂速率为4×10^{19} particles·s^{-1}时，内外靶板出现脱靶的上游电子密度分别为1.60×10^{19} m^{-3}和1.21×10^{19} m^{-3}；充杂速率为6×10^{19} particles·s^{-1}，内外靶板出现脱靶的上游电子密度分别为1.51×10^{19} m^{-3}和1.20×10^{19} m^{-3}。在图1(c)中可以发现，相比于外靶板，内靶板粒子流密度在更低电子密度条件下发生翻转。同时如图1(c~d)所示，靶板电子温度低于5 eV(即T_e<5 eV)，这说明在本数据库中的数据存在脱靶现象。

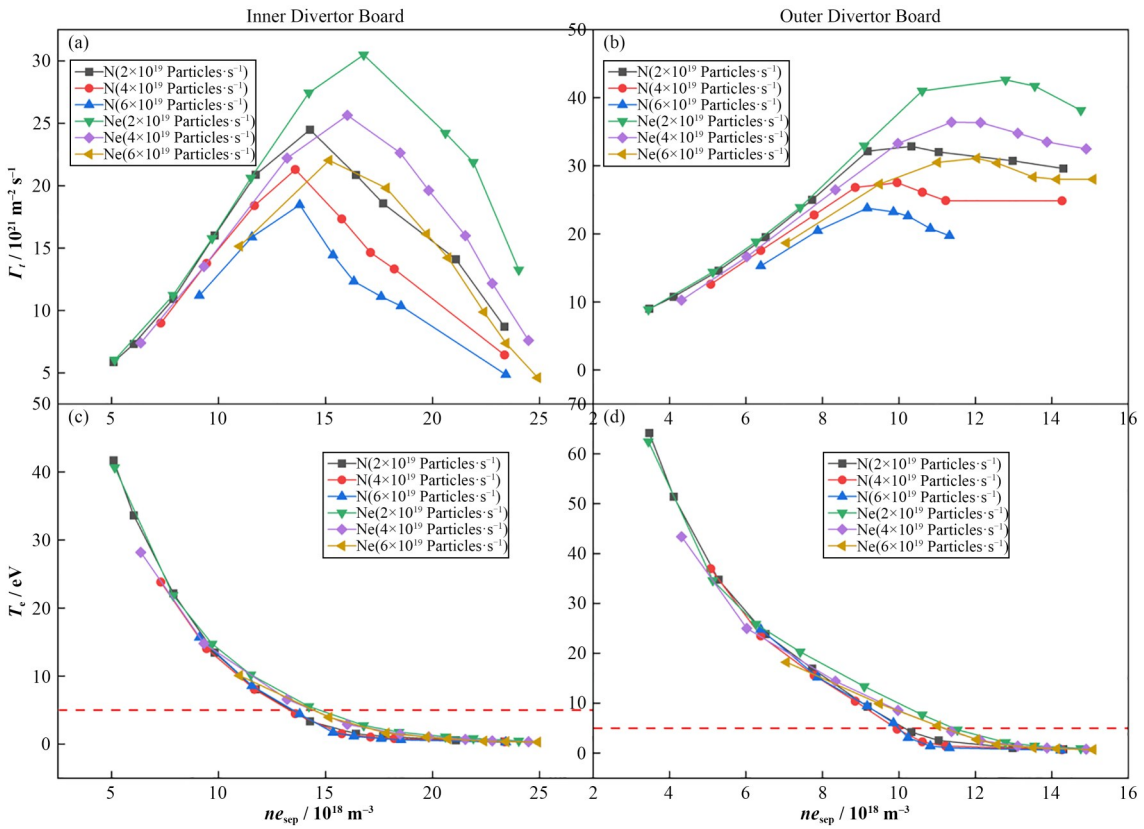


图1 内外靶板注入不同杂质种类(N和Ne)注入速率后，芯部边界电子密度对内外靶板电子温度、靶板粒子流密度影响分布图(彩图见网络版) (a) 内靶板粒子流密度变化图，(b) 内靶板温度变化图，(c) 外靶板粒子流密度变化图，(d) 外靶板温度变化图

Fig.1 Distribution of effects on inner/outer target plate electron temperature and particle flux density after injecting different impurity species (N and Ne) at various rates into core boundary electron density (color online)
(a) Particle flux density variation at the inner target plate, (b) Electron temperature variation at the inner target plate, (c) Particle flux density variation at the outer target plate, (d) Electron temperature variation at the outer target plate

1.2 数据集划分

本研究的数据集分为训练集、验证集和测试集，以支持模型的学习、优化及最终评估。训练集用于提取数据特征，验证集用于调整模型参数并评估其性能，而测试集则包含模型未曾见过的数据，以衡量其泛化能力和鲁棒性。数据集共包含1 590个样本，这些数据来源于53个SOLPS-ITER模拟算例，这些算例是从超过100次模拟结果中筛选而来，主要用于研究在杂质注入条件下的边界等离子体物理问题。每个模拟算例包含30个径向位置点的数据，因此总计53×30=1 590个样本。每个数据点均由SOLPS-ITER模拟提取，包含输入特征和对应的输出标签。其中，芯部边界密度、芯部边界电子温度和杂质密度均以空间剖面分布的形式呈现，即每个算例模拟提供30个径向位置点的数据。部分模拟结果已在相关研究论文中发表，此外，本研究还使用了部分尚未公开的模拟数据。

2 神经网络模型构建

本文提出了一种基于前馈神经网络（Feedforward Neural Network，FNN）的偏滤器脱靶预测模型，用于预测靶板的电子温度和粒子流密度，从而有效预测控制脱靶。全连接神经网络通过多层感知器实现输入到输出的非线性映射，适用于回归任务，恰好符合本研究的需求。模型的预测目标是靶板的电子温度和粒子流密度，输入特征包括影响靶板电子温度和粒子流密度的各类物理量，如芯部边界电子密度、电子温度、杂质种类（N和Ne）及充杂速率。

该网络的输入层包含这些特征，经过隐含层的非线性激活函数处理后进行特征提取，最后在输出层生成预测的电子温度和粒子流密度。模型通过反向传播算法与梯度下降算法进行训练，如图2所示，采用损失函数评估预测值与目标值之间的差异，反向传播将损失值反馈至网络权重，优化器依据该损失更新权重。为了有效评估模型的性能，我们采用5折交叉验证，其中将数据划分为5个部分，每次使用4个部分作为训练集和验证集，剩余部分用于测试，循环进行5次，将5次测试的性能度量结果取平均值，可以减小模型性能的评估随机性，提供更可靠的性能估计，有助于更好地了解模型的泛化能力。此外，使用额外的测试集评估最终模型，确保其在未知数据上的泛化能力。输入特征与输出标签的具体内容见表1和表2。

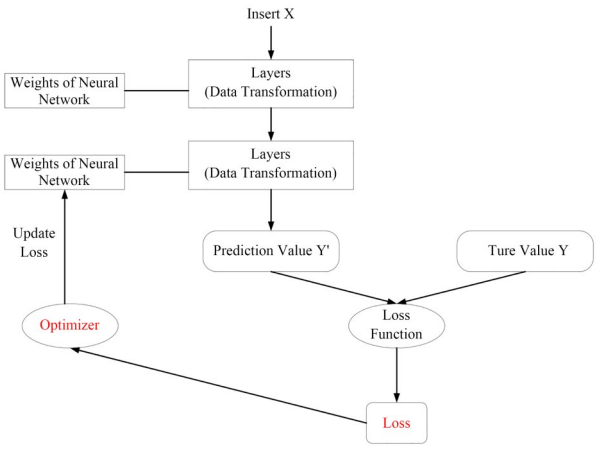


图2 损失值作为反馈信号调节权重的训练流程图
Fig.2 Training flowchart of loss value utilized as feedback signal adjustment weight

为了指导模型的训练，引入了4个评价指标：均方根误差（Mean Square Error，MSE）、平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）、均方误差（Root Mean Square Error，RMSE）、平均相对误差（Mean Relative Error，MRE）。这些评价指标能够有效地评估模型。定义如下：

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_{i(Te,\mathrm{particle})}-\hat{y}_{i(Te,\mathrm{particle})}\right)^2 \tag{1}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{y}_i-y_i\right| \tag{2}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{3}$$

$$\bar{y}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}y_i \tag{4}$$

$$\mathrm{MRE}=\frac{\frac{1}{n}\Sigma_{i=1}^{n}\left|\hat{y}_i-y_i\right|}{y_i} \tag{5}$$

式中：y_i为输出标签（靶板电子温度和靶板粒子流密度）真实值；$\bar{y}$为其平均值；$\hat{y}_i$为回归输出标签（靶板电子温度和靶板粒子流密度）预测值；n为回归的数据个数，该值越小性能越好。

表1　预测靶板电子温度模型的输入特征与输出标签
Table 1　Input features and output labels for the target plate electron temperature prediction model

输入特征 Input features	芯部边界电子密度 Core-edge electron density (3~30×10^{18} m^{-3}) 芯部边界电子温度 Core-edge electron temperature (25~804 eV) 杂质种类 Impurity species (N/Ne) 充杂速率 Injection rate (2~6×10^{19} particles·s^{-1})
输出标签 Output labels	靶板电子温度 Divertor target plate electron temperature

数据预处理与特征选择：在数据预处理阶段，将1 590个SOLPS-ITER样本数据80%作为训练和验证，20%作为测试集。使用归一化方法对输入数据进行处理，确保模型训练时各特征的量纲统一，从而加速模型的收敛。特征选择是通过相关性评估来确定对靶板电子温度和粒子流密度预测最有影响的变量。

表2　预测靶板粒子流密度模型的输入特征与输出标签
Table 2　Input features and output labels for the particle flux density prediction model at the target plate

输入特征 Input features	芯部边界电子密度 Core-edge electron density (3~30×10^{18} m^{-3}) 芯部边界电子温度 Core-edge electron temperature(25~804 eV) 杂质种类 Impurity species (N/Ne) 充杂速率 Injection rate (2~6×10^{19} particles·s^{-1})
输出标签 Output labels	靶板粒子流密度 Divertor target plate particle flux density

模型训练与超参数选择：预测靶板电子温度和粒子流密度都使用5折交叉验证对训练数据集进行多次分割，不断调整全连接神经网络中的超参数，以达到一个平均相对误差较小的值。具体如表3所示。

表3　内外靶板预测模型超参数与损失函数选择
Table 3　Hyperparameter and loss function selection for predictive models of inner/outer target plates

模型 Model	学习率 Learning rate	批量大小 Batch size	优化器 Optimizer	损失函数 Loss function
FNN-inner (电子温度/粒子流密度 Electron temperature/particle flux density)	0.005	32	Adam	Mse
FNN-outer (电子温度/粒子流密度 Electron temperature/particle flux density)	0.008	16	Adam	Mse

模型输入层为5层，隐藏层为3层，神经元个数分别为64、128和64，学习率分别为0.005和0.008。每个隐藏层都使用线性整流函数（Rectified Linear Unit，ReLU）激活函数来增强模型的非线性拟合能力，输出层则分别为内外靶板的电子温度、粒子流密度。网络拓扑图如图3所示。

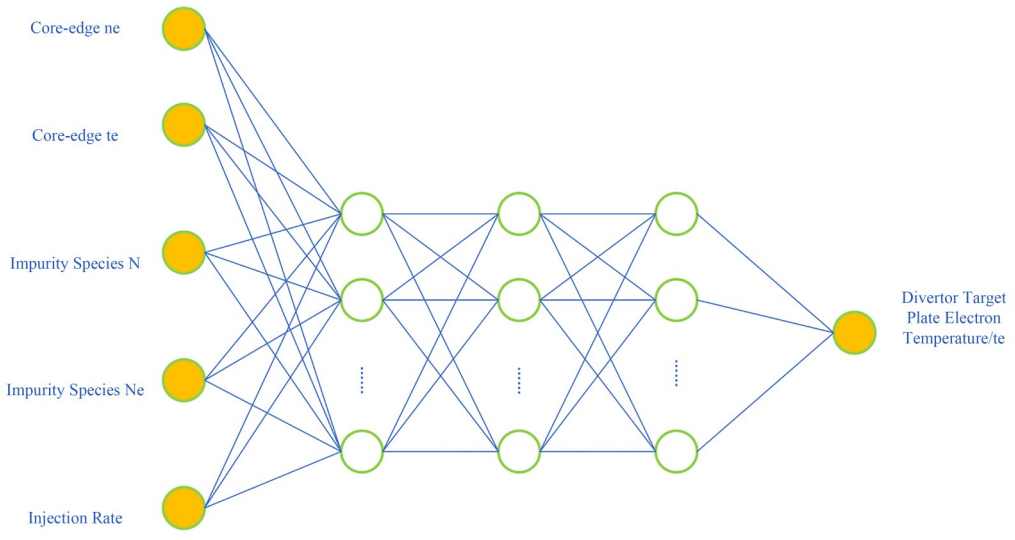


图3　全连接神经网络预测的网络结构拓扑图（彩图见网络版）
Fig.3　Topology diagram of fully connected neural network structure for prediction applications (color online)

3 靶板粒子流密度和电子温度预测结果分析

图4(a)为预测内靶板粒子流密度学习曲线图，图中通过损失函数loss衡量预测值和真实标签的差距，损失越小说明预测越准，在神经网络训练中，同时关注训练集loss和验证集loss是为了全面评估模型的学习状态，避免出现“欠拟合”或“过拟合”，确保模型不仅能拟合训练数据，还能泛化到新数据，train_loss反映模型对训练数据的拟合程度，训练集是模型直接学习的数据，loss越低，说明模型对训练数据的预测越准确，val_loss反映模型对未参与训练的数据的预测能力。验证集不参与参数更新，是评估模型泛化能力的指标。train_loss降低，val_loss趋于平稳，说明这个模型已经发生了过拟合，需要增加一个dropout层来避免过拟合，如图4(a)所示，当训练次数epoch达到100左右，曲线已经趋于收敛状态，说明该模型已经训练完毕。图4(b)中绘制的是测试数据集预测值与SOLPS-ITER模拟计算值的回归拟合图。

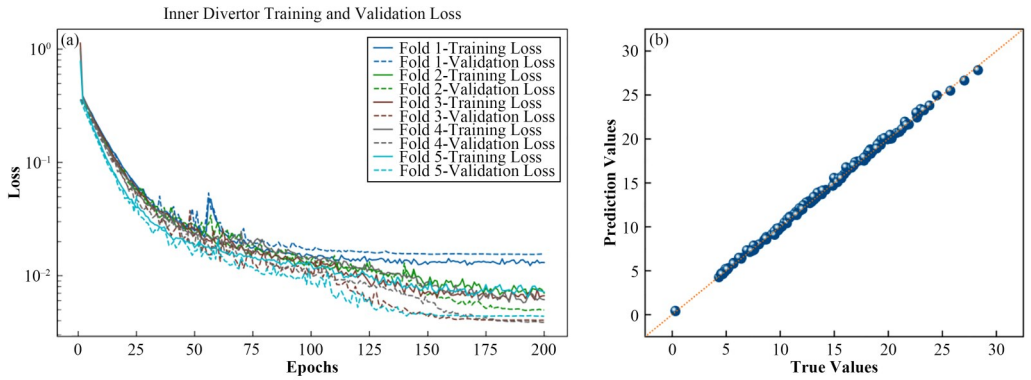


图4 (a) 预测内靶板粒子流密度学习曲线图，(b) 模型预测值与SOLPS-ITER模拟计算值的回归拟合图(彩图见网络版)
Fig.4 (a) Learning curves for predicted particle flux density at the inner target plate, (b) Regression fit plot of model predictions *vs.* SOLPS-ITER simulation results (color online)

预测内靶板全连接神经网络预测内靶板粒子流密度模型结果如图5所示，可以从图中看出，当N杂质注入后，充杂速率为2×10^{19} particles·s^{-1}时，在芯部边界密度为1.58×10^{19} m^{-3}时发生翻转，即为脱靶现象；当Ne杂质注入后，充杂速率为2×10^{19} particles·s^{-1}，此时的脱靶密度在1.86×10^{19} m^{-3}发生翻转。当N杂质注入后，充杂速率为4×10^{19} particles·s^{-1}时，脱靶密度在1.49×10^{19} m^{-3}处发生翻转现象；在Ne杂质注入时，则在芯部边界密度为1.76×10^{19} m^{-3}时发生翻转。当充杂种类为N和Ne时，充杂速率为6×10^{19} particles·s^{-1}，此时的脱靶密度分别为1.51×10^{19} m^{-3}和1.66×10^{19} m^{-3}。从图中可以看出，在更低的芯部边界电子密度下，N杂质注入比Ne杂质注入能有效降低靶板粒子流密度。通过预测数据有效计算，与SOLPS-ITER模拟结果相比较，经神经网络预测的内靶板电子温度、饱和粒子流密度与SOLPS-ITER模拟计算的结果基本一致，预测结果如表4所示，其中内靶板粒子流密度MRE约为2.12%，MSE为0.051，MAE为0.174；电子温度MRE约为2.08%，MSE为0.043，MAE为0.061。神经网络预测内靶板粒子流密度的平均相对误差在2%左右，误差在可接受范围内，从而实现对脱靶的有效预测。

图6(a)为预测内靶板电子温度学习曲线图，当训练次数epoch达到70左右，曲线已经趋于收敛状态，说明该模型已经训练完毕。图6(b)中绘制的是测试数据集预测值与SOLPS-ITER模拟计算值的回归拟合图。图7展示了不同杂质种类下，神经网络预测的偏滤器内靶板电子温度与真实值的对比。基于脱靶标准(靶板电子温度低于5 eV)，神经网络对不同充杂种类下的脱靶进行了预测和分析。当充杂速率为2×10^{19} particles·s^{-1}时，模型预测N杂质和Ne杂质的脱靶密度分别为1.65×10^{19} m^{-3}(N杂质)和1.94×10^{19} m^{-3}(Ne杂质)；当充杂速率增加至4×10^{19} particles·s^{-1}时，预测的脱靶密度分别为1.55×10^{19} m^{-3}(N杂质)和1.84×10^{19} m^{-3}(Ne杂质)；在6×10^{19} particles·s^{-1}的充杂条件下，预测的脱靶密度为1.57×10^{19} m^{-3}(N杂质)和1.73×10^{19} m^{-3}(Ne杂质)。从这些结果可以看出，全连接神经网络模型捕捉到了N杂质注入相比Ne杂质注入在较低芯部边界电子密度下更易发生脱靶的趋势。此外，将神经网络预测结果与SOLPS-ITER模拟数据进行误差分析，所得平均绝对误差均控制在2%左右，经计算分析，外靶板的结果与内靶板相似，但平均相对误差比内靶板高4%左右，在可接受误差范围内，表明全连接神经网络模型在该问题上的预测性能良好。

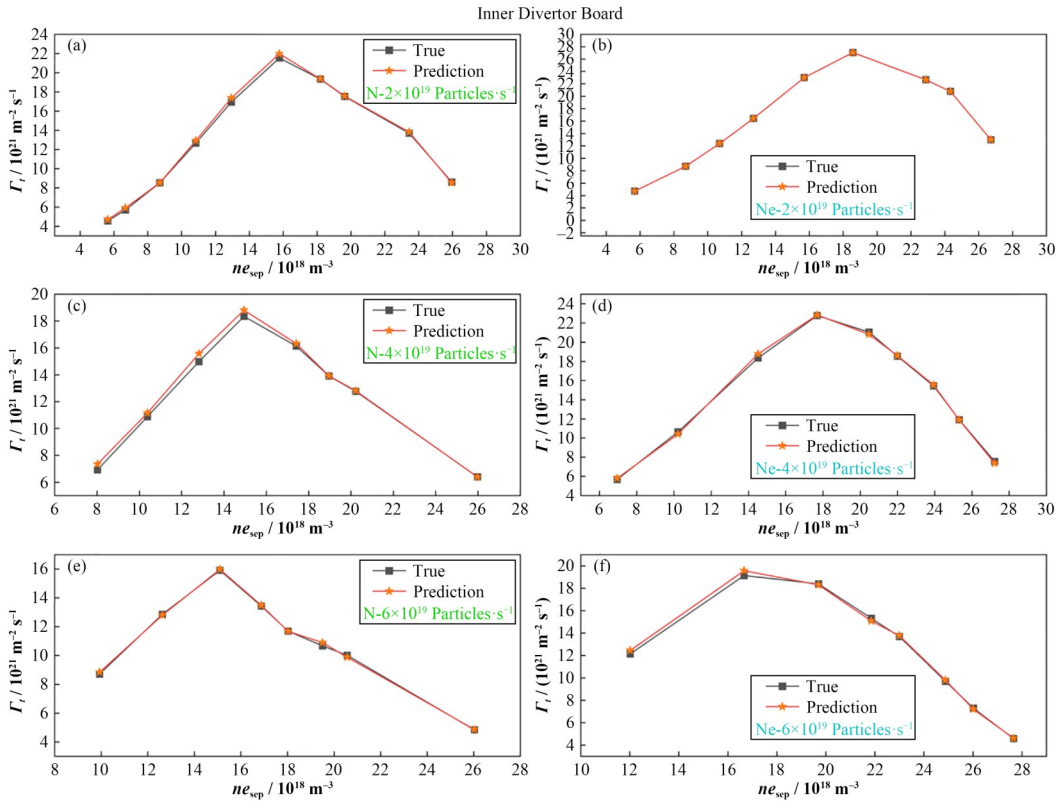


图5 在不同充杂速率下，对比N和Ne杂质注入条件下模型预测的粒子流密度与SOLPS-ITER模拟计算值，该数据来自模型未曾接触过的新样本（彩图见网络版）
(a, c, e) N杂质注入下内靶板粒子流密度预测值与真实值对比，(b, d, f) Ne杂质注入下内靶板粒子流密度预测值与真实值对比

Fig.5 Comparison of model-predicted particle flux densities with SOLPS-ITER simulation results under N and Ne impurity injection at different impurity injection rates, using unseen test sample (a, c, e) and comparison of predicted *vs*. actual particle flux density at the inner target plate under nitrogen impurity injection (b, d, f). Comparison of predicted *vs*. actual particle flux density at the inner target plate under neon impurity injection (color online)

表4 内靶板粒子流密度和电子温度的评价指标

Table 4 Evaluation indicators for particle flux density and electron temperature on the inner target plate

输出量 Output quantity	MSE	RMSE	MAE	MRE
粒子流密度 Particle flux density	0.051	0.226	0.174	2.12%
电子温度 Electron temperature	0.043	0.208	0.061	2.08%

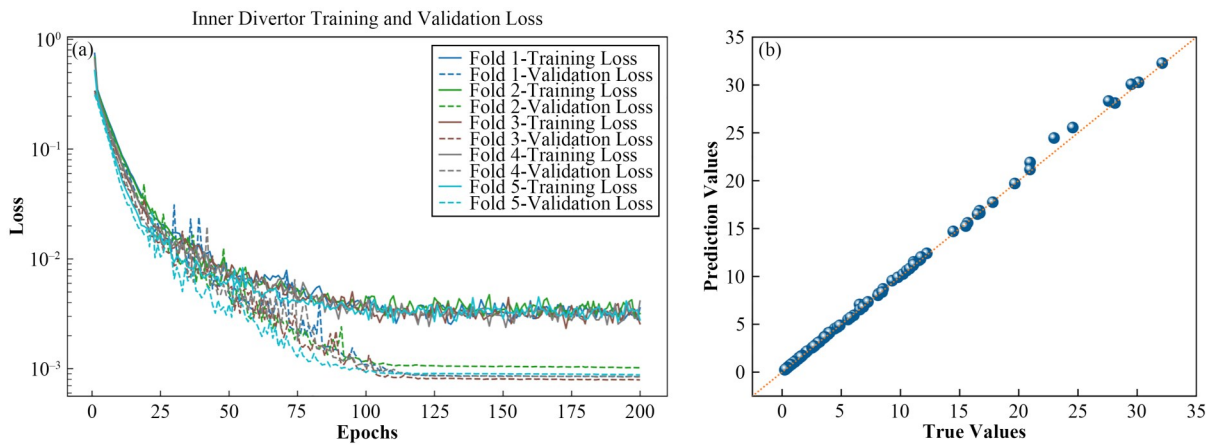


图6 (a) 预测内靶板电子温度学习曲线图，(b) 模型预测值与SOLPS-ITER模拟计算值的回归拟合图（彩图见网络版）

Fig.6 (a) Learning curve of neural network for electron temperature prediction at inner target plate, (b) Regression fit plot of model predictions *vs*. SOLPS-ITER simulation results (color online)

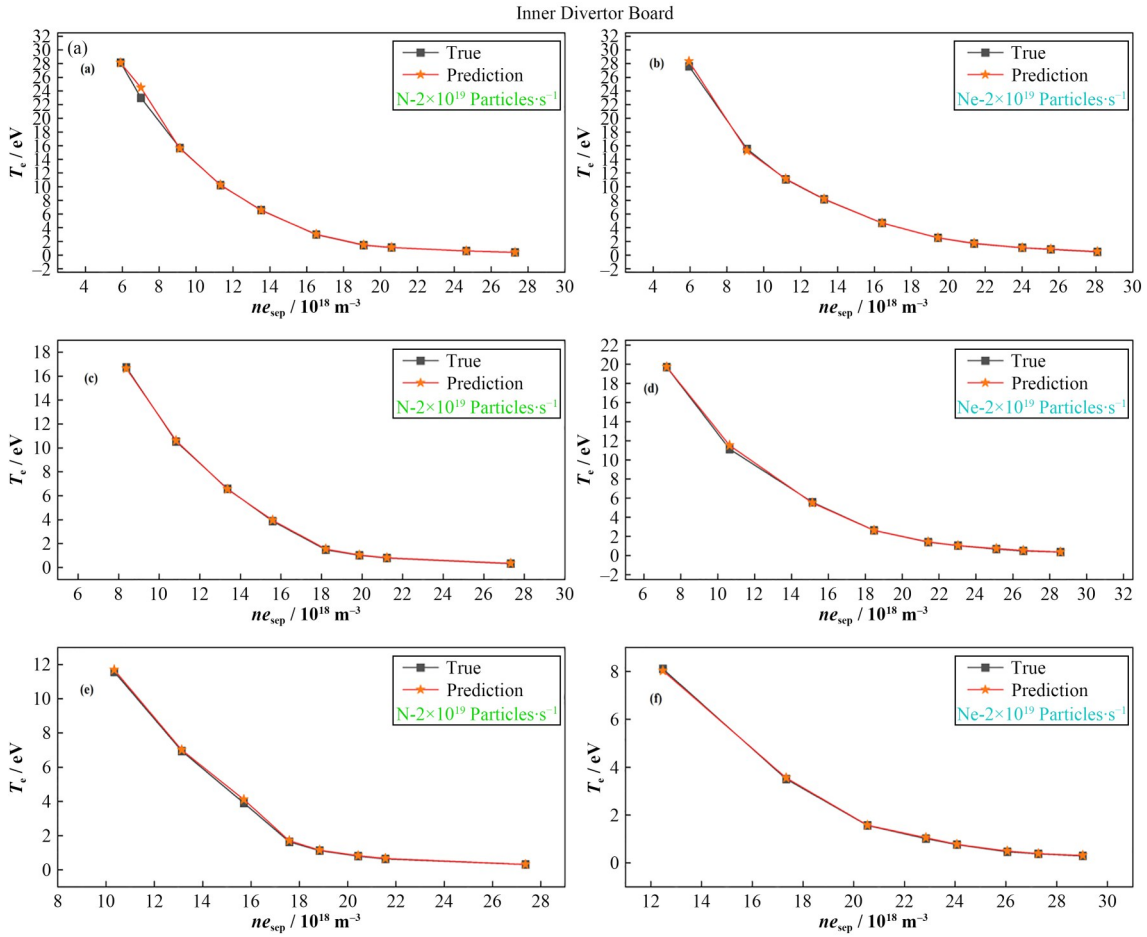


图7 在不同充杂速率下，对比N和Ne杂质注入条件下模型预测内靶板的电子温度与SOLPS-ITER模拟计算值，该数据来自模型未曾接触过的新样本（彩图见网络版）

(a, c, e) N杂质注入下内靶板电子温度预测值与真实值对比，(b, d, f) Ne杂质注入下内靶板电子温度预测值与真实值对比

Fig.7 Comparison of model-predicted electron temperature with SOLPS-ITER simulation results under N and Ne impurity injection at different impurity injection rates, using unseen test samples (color online)

(a, c, e) Comparison of predicted *vs*. actual electron temperature at the inner target plate under nitrogen impurity injection, (b, d, f) Comparison of predicted *vs*. actual electron temperature at the inner target plate under neon impurity injection

4 结语

本研究聚焦于未来高功率聚变堆中偏滤器靶板的脱靶现象，结合机器学习方法深入探讨其物理机制，并构建高效的预测模型。聚变堆运行过程中，等离子体芯部聚变反应释放的α粒子沿磁力线轰击偏滤器靶板，导致材料溅射和腐蚀，可能严重缩短装置寿命。为降低靶板的热负荷，当粒子流密度发生翻转且电子温度降至5 eV以下时，靶板进入脱靶状态，从而显著减少热沉积。然而，传统数值模拟方法虽然能够精确刻画这一过程，但计算成本高、时间消耗大，难以满足长脉冲运行和实时控制需求。因此，本研究创新性地引入机器学习技术，基于HL-2A装置的SOLPS-ITER模拟数据，利用不同杂质注入调控的边界参数（包括芯部边界电子密度、电子温度和充杂速率）作为输入，构建神经网络模型，不仅实现对靶板粒子流密度和电子温度的精准预测，还将本研究所用数据的模拟时间从几周、几月甚至年缩减到几分钟，而在集群或者服务器有望达到毫秒量级，从而突破了传统模拟方法在计算效率和算力需求上的限制。研究结果表明，在不同杂质注入条件下，相较于Ne杂质，N杂质更容易在较低的芯部边界电子密度下触发脱靶现象，且模型预测结果与SOLPS-ITER模拟结果的平均相对误差约为2%。这一方法的应用不仅增强了偏滤器在能量排出和热负荷管理方面的能力，同时也为托卡马克装置相关实验提供参考。

本文研究采用基于HL-2A装置的SOLPS-ITER模拟数据，构建了基于机器学习的偏滤器靶板脱靶预测模型，研究结果表明，该方法在确保预测有较低的平均相对误差的同时，大幅降低了计算开销和时间成本，为聚变堆偏滤器的优化设计提供了重要技

术支撑。然而，为进一步提升模型的泛化能力和稳定性，未来仍有许多关键问题值得深入研究和探索。目前的神经网络模型已经表现出了较好的可行性，例如快速的计算速率和较好的精度，但是仍有提升的空间，可通过扩展杂质注入下偏滤器脱靶相关参数依赖性（如靶板几何参数、漂移等）、参数扫描数据集的扩充以及模拟数据与实验数据的混合训练、预测等，将有望进一步提高模型的精度和鲁棒性，更好地为托卡马克相关实验提供技术支持，这些也是我们在下一步工作中重点解决的问题。

作者贡献声明 隋安成负责研究方案的执行，参与调查研究、数据采集处理、论文初稿撰写、论文校对与修订；李泽龙、段浩负责文献收集整理工作，数据整理；黄千红负责提供研究思路，指导论文写作与修改，对文章知识性内容作批评性审阅，获取研究经费；于鹏、谭清懿负责指导研究方向，提供相关研究思路及文献，初稿审阅；龚学余负责提供涉及的实验装置参数，获取软件程序支持。

参考文献

1 Luo G N, Liu G H, Li Q, *et al*. Overview of decade-long development of plasma-facing components at ASIPP[J]. Nuclear Fusion, 2017, **57**(6): 065001. DOI: 10.1088/1741-4326/aa6502.

2 Pitts R A, Bonnin X, Escourbiac F, *et al*. Physics basis for the first ITER tungsten divertor[J]. Nuclear Materials and Energy, 2019, **20**: 100696. DOI: 10.1016/j. nme. 2019. 100696.

3 Federici G, Andrew P, Barabaschi P, *et al*. Key ITER plasma edge and plasma – material interaction issues[J]. Journal of Nuclear Materials, 2003, **313**: 11 – 22. DOI: 10.1016/S0022-3115(02)01327-2.

4 Miller M A, Pitts R A, Bonnin X, *et al*. Noise limits on ITER plasma vertical stabilization system imposed by tungsten divertor monoblock thermal fatigue[J]. Fusion Engineering and Design, 2020, **161**: 111861. DOI: 10.1016/j.fusengdes.2020.111861.

5 Stangeby P C. Basic physical processes and reduced models for plasma detachment[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2018, **60**(4): 044022. DOI: 10.1088/1361-6587/aaacf6.

6 王哲, 黄千红, 谭清懿, 等. 抽气对HL-2A装置偏滤器靶板热负载的影响研究[J]. 核技术, 2022, **45**(10): 100603. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.100603.
WANG Zhe, HUANG Qianhong, TAN Qingyi, *et al*. The effect of heat load on divertor target by pumping in HL-2A Tokamak[J]. Nuclear Techniques, 2022, **45**(10): 100603. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.100603.

7 Loarte A, Monk R D, Martín-Solís J R, *et al*. Plasma detachment in JET Mark I divertor experiments[J]. Nuclear Fusion, 1998, **38**(3): 331 – 371. DOI: 10.1088/0029-5515/38/3/303.

8 Verhaegh K, Lipschultz B, Duval B P, *et al*. An improved understanding of the roles of atomic processes and power balance in divertor target ion current loss during detachment[J]. Nuclear Fusion, 2019, **59**(12): 126038. DOI: 10.1088/1741-4326/ab4251.

9 Leonard A W. Plasma detachment in divertor tokamaks[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2018, **60**(4): 044001. DOI: 10.1088/1361-6587/aaa7a9.

10 Mau T K, Kaiser T B, Grossman A A, *et al*. Divertor configuration and heat load studies for the ARIES-CS fusion power plant[J]. Fusion Science and Technology, 2008, **54**(3): 771 – 786. DOI: 10.13182/fst08-27.

11 Nygren R E, Harjes H C, Wakeland P, *et al*. Thermal control of the liquid lithium divertor for NSTX[J]. Fusion Engineering and Design, 2009, **84**(7 – 11): 1438 – 1441. DOI: 10.1016/j.fusengdes.2008.11.098.

12 Chen Z P, Kotschenreuther M, Mahajan S, *et al*. SOLPS-ITER modeling of boosted carbon radiation through non-coronal effects in an X-divertor facilitating detachment in DIII-D[J]. Nuclear Fusion, 2020, **60**(4): 046005. DOI: 10.1088/1741-4326/ab71bc.

13 Eldon D, Kolemen E, Barton J L, *et al*. Controlling marginally detached divertor plasmas[J]. Nuclear Fusion, 2017, **57**(6): 066039. DOI: 10.1088/1741-4326/aa6b16.

14 Senichenkov I Y, Kaveeva E G, Sytova E A, *et al*. On mechanisms of impurity leakage and retention in the tokamak divertor[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2019, **61**(4): 045013. DOI: 10.1088/1361-6587/ab04d0.

15 Hitzler F, Wischmeier M, Reimold F, *et al*. Impurity transport and divertor retention in Ar and N seeded SOLPS 5.0 simulations for ASDEX Upgrade[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2020, **62**(8): 085013. DOI: 10.1088/1361-6587/ab9b00.

16 Kotov V, Reiter D, Pitts R A, *et al*. Numerical modelling of high density JET divertor plasma with the SOLPS4.2 (B2-EIRENE) code[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2008, **50**(10): 105012. DOI: 10.1088/0741-3335/50/10/105012.

17 Kukushkin A S, Pacher H D. Divertor modelling and

extrapolation to reactor conditions[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2002, **44**(6): 931–943. DOI: 10.1088/0741-3335/44/6/320.

18 Du H L, Sang C F, Wang L, *et al*. SOLPS5.1 analysis of detachment with drifts and gas pumping effects in EAST [J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2016, **58**(8): 085006. DOI: 10.1088/0741-3335/58/8/085006.

19 Himabindu M, Tyagi A, Sharma D, *et al*. Predictive two-dimensional scrape-off layer plasma transport modeling of phase-I operations of tokamak SST-1 using SOLPS5 [J]. Physics of Plasmas, 2014, **21**(2): 022504. DOI: 10.1063/1.4864628.

20 Vekshina E, Senichenkov I, Rozhansky V, *et al*. Globus-M plasma edge modeling with B2SOLPS5.2 code[J]. Plasma Physics and Controlled Fusion, 2016, **58**(8): 085007. DOI: 10.1088/0741-3335/58/8/085007.

21 Dekeyser W, Bonnin X, Lisgo S W, *et al*. SOLPS-ITER modeling of the alcator C-mod divertor plasma[J]. Plasma and Fusion Research, 2016, **11**: 1403103. DOI: 10.1585/pfr.11.1403103.

22 Zhang Y J, Sang C F, Li J X, *et al*. Modeling of the effects of impurity seeding on plasma detachment and impurity screening of snowflake divertor on HL-2M tokamak by SOLPS-ITER[J]. Nuclear Fusion, 2022, **62**(10): 106006. DOI: 10.1088/1741-4326/ac8564.

23 Tan Q Y, Wang Z, Ye H R, *et al*. Study on the impact of N/Ne impurity seeding on neutrals in HL-2A tokamak[J]. Physics of Plasmas, 2023, **30**(2): 022501. DOI: 10.1063/5.0120168.

24 Xiang L Y, Wischmeier M, Coster D, *et al*. Modeling of argon seeding in ASDEX Upgrade H-mode plasma with SOLPS5.0[J]. Nuclear Materials and Energy, 2017, **12**: 1146–1151. DOI: 10.1016/j.nme.2017.02.017.

25 吴昊声, 毛世峰, 陈彬, 等. 中国聚变工程实验堆雪花偏滤器脱靶运行的SOLPS模拟[J]. 核技术, 2015, **38**(11): 110601. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2015.hjs.38.110601.
WU Haosheng, MAO Shifeng, CHEN Bin, *et al*. Simulation study on detachment operation of snowflake divertor for CFETR[J]. Nuclear Techniques, 2015, **38**(11): 110601. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2015.hjs.38.110601.

26 Seo J, Kim S, Jalalvand A, *et al*. Avoiding fusion plasma tearing instability with deep reinforcement learning[J]. Nature, 2024, **626**(8000): 746–751. DOI: 10.1038/s41586-024-07024-9.

27 Zhang K, Chen D L, Guo B H, *et al*. Density limit disruption prediction using a long short-term memory network on EAST[J]. Plasma Science and Technology, 2020, **22**(11): 115602. DOI: 10.1088/2058-6272/abb28f.

28 Yang Z Y, Xia F, Song X M, *et al*. Real-time disruption prediction in the plasma control system of HL-2A based on deep learning[J]. Fusion Engineering and Design, 2022, **182**: 113223. DOI: 10.1016/j. fusengdes. 2022. 113223.

29 Zheng W, Hu F R, Zhang M, *et al*. Hybrid neural network for density limit disruption prediction and avoidance on J-TEXT tokamak[J]. Nuclear Fusion, 2018, **58**(5): 056016. DOI: 10.1088/1741-4326/aaad17.

30 Carvalho D D, Ferreira D R, Carvalho P J, *et al*. Deep neural networks for plasma tomography with applications to JET and COMPASS[J]. Journal of Instrumentation, 2019, **14**(9): C09011. DOI: 10.1088/1748-0221/14/09/c09011.

31 Van Mulders S, Felici F, Sauter O, *et al*. Rapid optimization of stationary tokamak plasmas in RAPTOR: demonstration for the ITER hybrid scenario with neural network surrogate transport model QLKNN[J]. Nuclear Fusion, 2021, **61**(8): 086019. DOI: 10.1088/1741-4326/ac0d12.

32 Li H, Li J Q, Fu Y L, *et al*. Simulation prediction of micro-instability transition and associated particle transport in tokamak plasmas[J]. Nuclear Fusion, 2022, **62**(3): 036014. DOI: 10.1088/1741-4326/ac486b.

33 Li H, Fu Y L, Li J Q, *et al*. Machine learning of turbulent transport in fusion plasmas with neural network[J]. Plasma Science and Technology, 2021, **23**(11): 115102. DOI: 10.1088/2058-6272/ac15ec.