

文章编号:0253-4339(XXXX)XX-0001-08
doi: 10.12465/issn.0253-4339.20250917002

基于物理信息引导半监督回归的小样本制冷剂量辨识

张宏宇¹ 熊军² 高旭² 张华¹ 韩华¹ 陈开东² 黄康康² 郑悦¹

(1 上海理工大学大学能源与动力工程学院 上海 200093; 2 TCL空调器(中山)有限公司 中山 528400)

摘要 制冷剂泄漏是制冷空调系统能效损失的主要故障。本文创新性地提出融合物理信息引导的半监督回归模型(PG-SSR),将能量守恒方程计算的制冷剂循环量嵌入神经网络,作为模型的引导信息;并引入最大均值差异(MMD)与MC Dropout制冷剂伪标签联合生成机制生成高置信度标签,利用大量未标记数据信息对训练样本进行扩容与增强,在小样本情景下实现制冷剂高精度定量预测。采用1台分体式空调制冷剂泄漏实验数据进行验证,结果表明,在同等小样本条件下,PG-SSR较基线模型的RMSE减少22.91 g,降幅达64.48%,MAPE减少3.86%,降幅达68.93%,性能显著优于基线模型,揭示了制冷剂循环量物理信息引导与联合校准的伪标签生成在制冷剂量辨识中的协同增益效果。

关键词 制冷剂量;半监督回归;物理信息引导;伪标签

中图分类号:TK783;TP391.7

文献标识码:A

Refrigerant Charge Identification with Limited Data via Physics-Guided Semi-Supervised Regression

Zhang Hongyu¹ Xiong Jun² Gao Xu² Zhang Hua¹ Han Hua¹ Chen Kaidong²
Huang Kangkang² Zheng Yue¹

(1. School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, 200093, China; 2. TCL Air-Conditioner (Zhongshan) Co., Ltd., Zhongshan, 528400, China)

Abstract Refrigerant leakage is the dominant fault responsible for the degradation of energy efficiency in vapor compression systems. To address this issue, a physics-guided semisupervised regression (PG-SSR) model is proposed, in which the refrigerant circulation rate derived from the energy conservation equation embedded into the neural network as guiding information. In addition, a joint pseudo-label generation mechanism is introduced by combining the maximum mean discrepancy (MMD) with MC Dropout to produce high-confidence refrigerant charge labels. This strategy leverages large amounts of unlabeled data to augment and enhance limited training samples, thereby enabling an accurate quantitative prediction of refrigerant charges under small-sample scenarios. Validation using experimental data from a split-type air conditioner demonstrated that under identical limited-sample conditions, PG-SSR reduced the root mean square error (RMSE) by 22.91 g (64.48%) and mean absolute percentage error (MAPE) by 3.86% (68.93%) compared with baseline models. These results highlight the synergistic benefits of physical guidance and jointly calibrated pseudo-labelling in improving refrigerant charge identification performance.

Keywords refrigerant charge; semi-supervised regression; physics-guided; pseudo-labels

在现代建筑能耗构成中,制冷系统的能耗占比高达约50%^[1]。然而,在带故障状态下运行会导致显著的能效损失,额外能耗可达25%~50%。其中,制冷剂泄漏是最常见且影响最为严重的故障类型之一。据统计,约34%的空调系统存在不同程度的制冷剂泄漏问题^[2]。受实验安全性、试验周期与成本等多重因素限制,制冷剂泄漏的定量数据获取极为困难,尤其高质量有标签样本仅能在受控实验中有限采集。

传统依赖大规模标注数据的有监督方法虽建模能力强,但在实际工程部署中常因标注成本高、泛化性差而受限^[3-5]。制冷剂泄漏量诊断面临小样本学习问题:样本数量不足、分布稀疏,难以支撑高精度的有监督模型,严重影响模型稳定性与准确度,迫使模型依赖数据增强与扩容才可能达到高性能。

为应对上述挑战,半监督学习(semi-supervised learning, SSL)作为融合有监督与无监督优势的学习

基金项目:国家自然科学基金(51506125)资助项目。(The project was supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51506125).)

收稿日期:2025-09-17;修回日期:2025-10-31;录用日期:2025-11-21

范式,为小样本条件下模型性能提升提供了新路径。其核心思想是通过生成伪标签引入无标签数据参与训练,从而提高模型的学习能力与泛化性能^[6]。近年来,SSL在制冷系统故障诊断中的应用逐渐兴起。钟超文等^[7]结合序列前向选择与支持向量机训练半监督模型,提升了空气处理单元6类故障(包括制冷剂泄漏)的故障诊断精度。任正雄等^[8]提出了一种基于Tri-Training机制的故障诊断方法,通过协同训练多个模型充分利用无标签数据,显著提升了冷水机组7类故障诊断的正确率。Lu Cheng等^[9]提出一种融合改进条件变分自编码器与协同训练机制的冷水机组故障诊断方法,生成高质量的故障样本,显著提升了对制冷剂泄漏等7类典型故障的诊断正确率。当前半监督学习在伪标签生成方面虽已取得一定进展,但多数方法仍局限于模型自身的置信度,未能充分挖掘有标签与无标签样本在特征空间的结构关联。

上述半监督方法多针对制冷剂泄漏的定性诊断而不是定量预测,部分文献涉及系统内制冷剂量的预测,但并未考虑有效样本不足的小样本情景。如Li Haorong等^[10]提出了制冷剂虚拟传感器(virtual refrigerant charge sensor, VRC sensor),作为一种基于运行参数的软测量方法,通过特征组合及经验模型实现制冷剂充注量的在线估算。W. Kim等^[11]在前述VRC模型(VRC-I)基础上针对变频压缩机运行频率较低时效果不佳、在零过热度时无法准确预测制冷剂充注量的问题进行改进分别得到VRC-II、VRC-III模型。Yang Yuting等^[12]结合支持向量回归(support vector regression, SVR)对制冷剂泄漏量进行软测量,再采用长短期记忆网络(long short time memory, LSTM)对制冷剂泄漏量进行时间序列的预测。上述研究为制冷剂量预测奠定基础,但依赖监督学习或经验建模,对无标签数据的利用不足。半监督学习已拓展至回归任务^[13-14],可在有标签数据缺少时利用无标签数据提升模型性能,目前在能耗预测等场景中得到验证。如Jiang Feifeng等^[15]在城市建筑能耗强度预测任务中,采用半监督深度学习方法,探索如何利用无标签数据增强模型的泛化能力。Bu Xiangya等^[16]将条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)结合的半监督回归模型用于短期负荷预测,但在制冷系统故障诊断中实践有限,并且传统故障诊断模型多依赖抽象特征提取,亦忽视了系统内部潜在的物理耦合关系。目前已有研究^[17-18]尝试将能量守恒、边界条件等物理先验嵌入损失函数,实现数据与机理的协同正则化,

显著提升泛化能力。

针对上述问题,本文聚焦于小样本条件下的制冷剂泄漏定量诊断问题,创新性地提出了一种融合物理信息引导的半监督回归模型(physical-guided semi-supervised regression model, PG-SSR),通过辨识系统中剩余制冷剂量间接获得制冷剂泄漏量。通过构建基于能量守恒的物理信息引导,将物理先验嵌入推理过程,增强推理的物理一致性与泛化能力。在伪标签生成过程中引入样本间的最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)以衡量特征分布的结构相似性,并结合基于蒙特卡洛 Dropout(monte carlo dropout, MC Dropout)的不确定性估计,联合校准从而生成更具可靠性的伪标签,提升无标签样本在训练过程中的有效性。

1 方法

本文提出的PG-SSR整体框架如图1所示。在模型构建上,首先基于一维卷积神经网络(one-dimensional convolutional neural network, 1D-CNN)建立制冷剂量的有监督预测模型(supervised regression model, SR),利用经过稳态筛查与归一化处理的少量标注数据,学习运行参数与目标输出之间的非线性映射关系。在此基础上,引入能量守恒关系构建物理一致性约束,对偏离物理规律的预测结果施加正则化惩罚,从而形成物理信息引导的有监督模型(physical-guided supervised regression model, PG-SR),充分利用有限样本中系统运行信息,增强模型小样本条件下的预测鲁棒性。进一步地,为充分利用大量无标签运行数据,本文在PG-SR模型上引入MC Dropout不确定性推理,筛选模型在无标签样本上的高置信度预测;同时结合MMD分布匹配,确保伪标签与真实标签在特征空间中的一致性。筛选后的伪标签样本与真实有标签样本共同参与迭代训练,直至预测结果收敛,从而得到PG-SSR模型。

1.1 物理信息引导

物理信息引导的有监督模型用于制冷剂量初步预测,如图2所示。模型以1D-CNN为主干网络,由输入层、多层一维卷积层、池化层、展平层和具有双分支的全连接输出层构成,主分支输出制冷剂质量预测值,引导分支输出关键物理量(质量流量)估计值。该物理量与主分支输出的制冷剂充注量存在物理耦合关系:制冷剂泄漏时循环回路中制冷剂总质量减少,制冷剂质量流量亦随变化。

在训练中,模型同时最小化制冷剂量预测误差和有标签样本的物理损失 L_{phy} ,实现数据驱动与机理

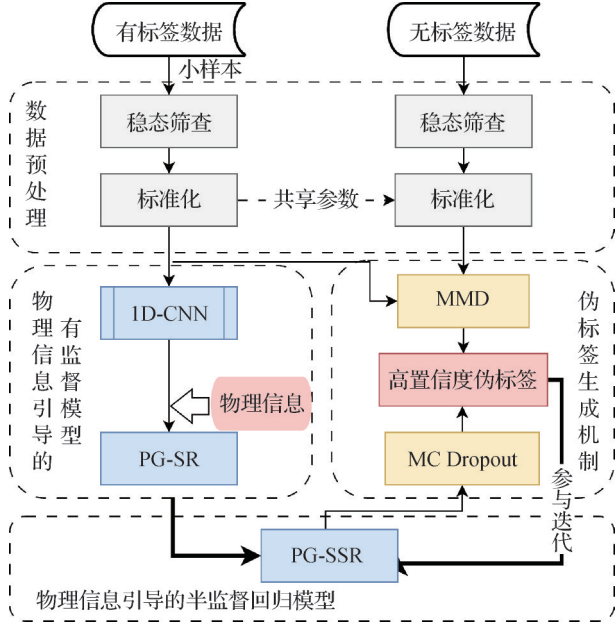


图1 基于PG-SSR预测流程图

Fig.1 Prediction flowchart based on PG-SSR

约束的联合优化。能量守恒方程如式(1)所示,本文将该物理损失 L_{phy} 嵌入半监督训练,计算如式(2)所示。

$$Q = m_r(h_{\text{out, evap}} - h_{\text{in, evap}}) \quad (1)$$

式中: Q 为系统制冷量, W ; m_r 为蒸发器质量流量, g/s ; $h_{\text{out, evap}}$ 与 $h_{\text{in, evap}}$ 分别为蒸发出口和进口比焓, kJ/kg 。

$$L_{\text{phy}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_{r,i} - \hat{m}_{r,i})^2 \quad (2)$$

式中: $m_{r,i}$ 、 $\hat{m}_{r,i}$ 分别为根据制冷剂能量守恒方程计算出每1个样本点的质量流量以及模型预测对应样本点的质量流量, g/s , $m_{r,i}$ 和 $\hat{m}_{r,i}$ 之间的偏差构成制冷剂泄漏的物理约束损失; n 为样本总量。

1.2 最大均值差异MMD与MC Dropout伪标签联合生成机制

传统伪标签策略仅考虑模型自身输出的稳定性,仅依据网络输出的置信度,忽略了样本在特征空间中的分布一致性。本文提出“分布一致+模型一致”的MMD-MC Dropout双重伪标签联合生成机制(图3),先用MMD在特征空间度量无标签样本与有标签样本的分布距离,筛选距离一致的样本标签作为伪标签;再基于MC Dropout估计PG-SR模型输出的不确定性,进一步筛除模型输出波动过大的样本;两者联合决定最终用于半监督训练的伪标签集合。

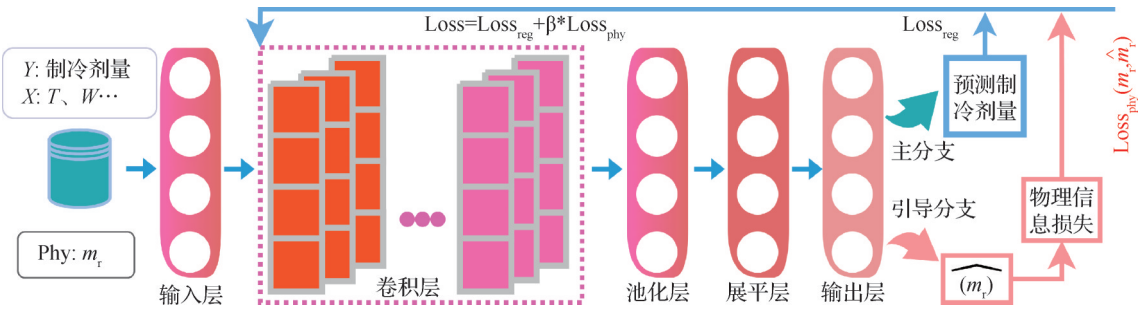


图2 物理信息引导的有监督模型(PG-SR)制冷剂质量预测框架

Fig.2 Framework of PG-SR model for refrigerant charge prediction

1) 基于MMD的分布一致性判定。

在深层特征空间中, MMD通过再生核希尔伯特空间的隐式映射, 基于特征均值差异衡量样本间相似性^[19], 计算如下:

$$k_{(x,y)} = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$$D_{\text{MMD}}(L, U) = E_{x,x' \sim L}[k(x, x')] + E_{y,y' \sim U}[k(y, y')] - 2E_{\{x \sim L, y \sim U\}}[k(x, y)] \quad (4)$$

式中: k 为核函数; x, y 分别为有标签样本与无标签样本; L 为有标签样本分布; U 为无标签样本分布; σ 为核函数的宽度, 用于控制核函数的平滑程度, 本文取值为1; $E_{x,x' \sim L}[k(x, x')]$ 为有标签样本内部的核函数

值的期望; $E_{y,y' \sim U}[k(y, y')]$ 为无标签样本内部的核函数值的期望; $E_{\{x \sim L, y \sim U\}}[k(x, y)]$ 为有标签样本与无标签样本之间的核函数值的期望。

为量化无标签样本与不同充注量的分布相似性, 将有标签样本按实验设定的离散充注量分组, 每组特征分别构建MMD分布, 实现基于物理等级的伪标签匹配。制冷剂充注量连续性受实验采样限制, 将其作为分级预测任务, 增强伪标签分配的物理一致性并避免分布混叠。

2) 基于MC Dropout的模型一致性判定。

物理信息引导的基础模型在每一次训练后的推理阶段维持网络处于训练模式, 采用Dropout随机置零神经元, 进行随机网络的采样, 对同一份无标签样

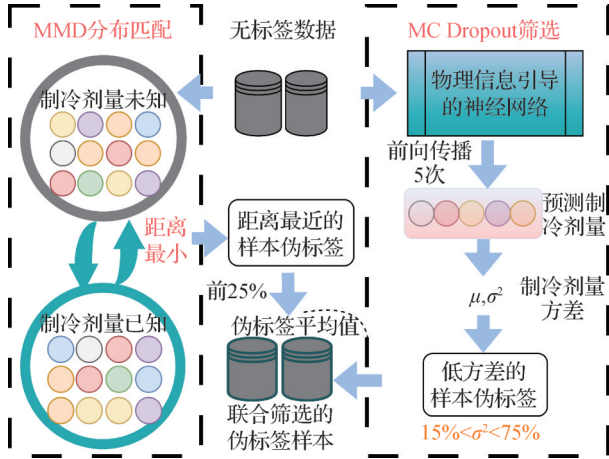


图3 基于MMD与MC Dropout的制冷剂伪标签联合生成机制

Fig.3 Pseudo-label generation mechanism for refrigerant charge based on MMD and MC Dropout

本重复该采样过程(本文取5次),可得到5组预测值,计算预测方差。方差越小,表明模型预测越稳定,伪标签可靠性越高。

3) 双重判定与融合。

仅保留MMD值位于前25%的样本(距离最近),以及MC Dropout方差处于1/4~3/4分位区间的样本(结果稳定)。当样本同时满足两种条件时,取二者预测结果的平均值作为最终制冷剂伪标签。该机制兼顾了特征分布对齐与模型预测置信度,在保证伪标签质量的同时,充分挖掘无标签数据的潜在信息。

2 制冷系统制冷剂数据来源与数据处理

实验对象为1台分体式挂壁空调器,其系统运行示意图如图4所示,实物如图5所示。工质为R32,额定制冷量为3520W,额定制冷量为630g,室外机配备变频转子式压缩机,蒸发器与冷凝器均为翅片管式换热器。实验中,在蒸发器出口至压缩机进口之间的低压区域进行制冷剂泄漏操作,以模拟并精确控制不同质量损失的泄漏工况,采用精度为±0.1g的电子秤测量泄漏量。整个实验过程中共采集20项特征参数,包括5个温度、4个电流电压、5项系统控制信号,共14个直接测量量(序号1~14)以及6项计算获得的特征量(序号15~20),如表1所示。

为评估制冷剂变化对分体式挂壁空调器运行特性的影响,本文设置了3种典型运行工况如表2所示。工况设计综合考虑了室内外温湿度的组合变化,以覆盖空调系统在实际运行中的常见工况范围。

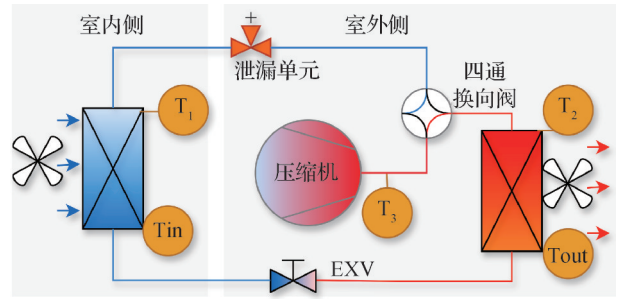
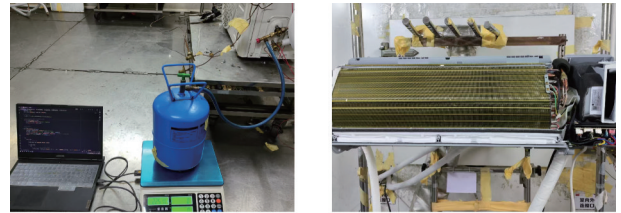


图4 制冷剂泄漏实验台

Fig.4 Refrigerant leakage test bench



(a) 室外侧及制冷剂泄漏量测量

(b) 室内侧

图5 制冷剂泄漏试验台实物

Fig.5 Experimental setup of the refrigerant leakage test bench

表1 特征参数

Tab.1 Feature parameters

编号	名称	单位
1	蒸发器中部温度 T_1	$^{\circ}\text{C}$
2	冷凝器饱和温度 T_2	$^{\circ}\text{C}$
3	压缩机排气温度 T_3	$^{\circ}\text{C}$
4	室内环境温度 T_{in}	$^{\circ}\text{C}$
5	室外环境温度 T_{out}	$^{\circ}\text{C}$
6	AC电压	V
7	AC电流	A
8	母线电压	V
9	压机电流	A
10	外风机运行转速	r/min
11	内风机运行转速	r/min
12	运行频率	Hz
13	目标排气温	$^{\circ}\text{C}$
14	阀运行开度	步
15	系统总输入功率	W
16	冷凝器饱和温度换算压力	MPa
17	压缩机排气过热度	$^{\circ}\text{C}$
18	冷凝器饱和和液体比焓	kJ/kg
19	冷凝器饱和和气体比焓	kJ/kg
20	蒸发器饱和和气体比焓	kJ/kg

其中,工况1模拟额定设计条件,工况2反映低热负荷高湿负荷运行状态,工况3则对应高温高负荷工

况。实验由 100% 的正常制冷剂量,按照 5% 的泄漏量逐级泄漏(表 3),直至泄漏 30% 或 35%,即制冷剂量为 70% 或 65%,模拟从正常充注到中度泄漏的状态变化;在每一制冷剂量下开展不同工况的实验。

表 2 制冷剂泄漏量实验工况

Tab.2 Experimental conditions for refrigerant leakage

序号	室外干/湿球温度/°C	室内干/湿球温度/°C	制冷剂量百分比
1	35/24	27/19	泄漏至 65%
2	27/24	27/24	泄漏至 65%(缺 85%)
3	43/26	32/23	泄漏至 70%

表 3 实验制冷剂泄漏程度

Tab.3 Experimental levels of refrigerant leakage

制冷剂量百分比	制冷剂量/g	泄漏百分比	泄漏量/g
100%	630	0%	0
95%	598.5	5%	31.5
90%	567	10%	63
85%	535.5	15%	94.5
80%	504	20%	126
75%	472.5	25%	157.5
70%	441	30%	189
65%	409.5	35%	220.5

实验所得数据依据是否具备标签信息进行划分如表 4 所示。有标签训练集:涵盖 3 种工况下不同制冷剂量(欠充与正常状态)共 44 个样本,每个制冷剂量在各工况下均包含 2 个样本;有标签验证集:用于模型参数调优及模型迭代早停机制设定,每个制冷剂量在各工况下选取 1 个样本,共 22 个样本;无标签训练集:包含 220 个样本,这些样本在模型训练过程中通过伪标签生成策略进行标注;测试集:共 1 760 个样本,覆盖 3 种工况下的不同制冷剂量(见表 3),每个制冷剂量在每个工况下包含 80 个样本,用于最终模型性能评估。该划分方式既保证了模型在训练阶段获取多样化的运行特征,又为半监督学习策略提供了充足的无标签样本支持。

表 4 数据集情况

Tab.4 Summary of dataset partitioning

数据集	各制冷剂量下样本数	总样本数	用途
有标签训练集	2	44	有监督模型训练
有标签验证集	1	22	模型调优、早停
无标签训练集	10	220	半监督模型训练
测试集	80	1 760	性能评估

3 模型验证及与结果分析

一维卷积神经网络作为回归模型的主干结构,其预测性能在很大程度上取决于超参数设置的合理性。本文采用逐次固定策略进行系统化调优:每次仅调整单一超参数(如网络层数、学习率、批次大小等)并评估性能,其余参数保持最优值,直至整体性能收敛。该方法在有限计算资源下实现了高效的超参数优化,相关搜索范围与最终取值如表 5 所示。

表 5 超参数搜索空间及取值

Tab.5 Hyperparameter configurations and search range

超参数	寻优范围	取值
网络卷积层层数	[2-4]	4
神经元个数	[32, 64, 128]	128
学习率	[0.02-0.001]	0.01
批大小	[16, 32, 42, 64]	32
物理损失权重 β	[0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0]	0.4

为综合量化模型在不同测试条件下的回归精度与稳定性,选取 2 种常用指标进行模型性能评估:平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)和均方根误差(root mean square error, RMSE),如式(5)、式(6)所示。

$$M_{APE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (5)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

式中: M_{APE} 为平均绝对百分比误差; R_{MSE} 为均方根误差; n 为样本个数; y_i 为样本标签,即样本的实验制冷剂量; \hat{y}_i 为模型预测标签,即模型输出的制冷剂量, g 。

3.1 制冷剂量预测总体性能分析

为验证本文提出的 PG-SSR 模型的性能,与不利用无标签样本信息的有监督模型 PG-SR 和 SR 进行对比分析。SR 是只用 44 个有标签样本训练的基础 1D-CNN 模型,PG-SR 是加入物理信息引导后的 1D-CNN 模型(图 2)。测试集上评估各模型的总体误差,结果如图 6 所示。小样本条件下,PG-SSR 总体性能显著优于对照组:与 SR 模型相比,MAPE 从 5.60% 降至 1.74%,RMSE 从 35.53 g 降至 12.62 g;与仅引入物理信息的有监督模型 PG-SR 相比,MAPE 从 3.99% 降至 1.74%,RMSE 从 25.20 g 降至 12.62 g。

此外,为验证伪标签生成机制的有效性,进一步将 PG-SSR 与传统 Tri-Training(TT)半监督方法^[8]进

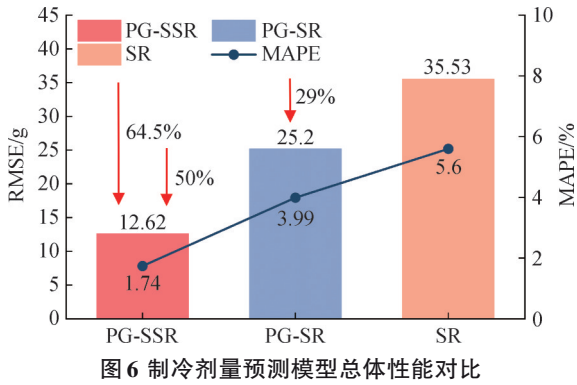


图6 制冷剂预测模型总体性能对比

Fig.6 Comparison of overall performance across refrigerant charge prediction models

行对比。结果表明,PG-SSR所生成的伪标签数量较少(46 vs. 192),而伪标签质量和测试集性能更好;同时,在相同实验数据集上,与经验模型VRC-III^[11]的对比结果显示,PG-SSR在RMSE上降低约4%,在MAPE上降低约78%(表6),进一步证明了物理引导与半监督策略的显著优势。

表6 PG-SSR模型与现有方法的性能对比

Tab. 6 Performance comparison between the proposed PG-SSR model and existing methods

模型	RMSE/g	MAPE/%	伪标签 RMSE/g	伪标签 MAPE/%
TT	49.03	7.38	51.63	7.05
VRC-III	48.55	8.20	—	—
PG-SSR	12.62	1.74	15.55	3.23

总体结果表明,本文提出的物理信息引导与MMD-MC伪标签联合生成机制能够显著提升制冷剂预测性能。引入物理信息引导后,RMSE由35.53 g降至25.20 g(下降29.0%);进一步加入MMD-MC伪标签机制后,RMSE降至12.62 g(较上一阶段下降50.0%),相对SR的累计降幅达64.5%。下文将进一步分析2种优化措施在不同制冷剂量的误差以及改进幅度。

3.2 物理信息引导的作用

通过对比分析SR模型和加入物理信息后的PG-SR模型的性能,可以量化物理信息在改善1D-CNN制冷剂预测性能上的作用。各模型的制冷剂预测结果如图7所示,相较于SR,PG-SR预测值总体上更接近真实值且分布更为集中,但在100%与75%制冷剂量下引入物理信息后,预测值分布范围在SR基础上扩大,扩散方向与SR预测值一致,表明误差被放大,最大误差增至76.3 g,由图8的误差信息可知,RMSE分别增加10.6、8.28 g,MAPE分别增加1.75%、1.4%。表明物理信息的引入并非在所有场

景下都能带来增益,当SR模型在特征分布上已具备较强拟合能力,误差相对较小时(如100%和75%制冷剂量),额外的物理约束反而导致精度下降,这可能与能量守恒方程采用稳态假设,且实验存在一定测量误差,加之蒸发器质量流量属于一种间接的弱约束,在一定情况下可能将系统偏差误判为真值,出现RMSE与MAPE负优化现象。

然而,在大部分制冷剂量水平下,物理信息的优势显著。例如,在90%制冷剂量下,PG-SR的RMSE从52.29 g降至18.14 g,MAPE显著下降(8.04%至2.63%),降幅达67.3%,模型由训练集到测试集的泛化性显著改善。表明恰当的物理信息能够通过约束解空间,减少小样本情景的过拟合风险,提升预测鲁棒性与一致性。

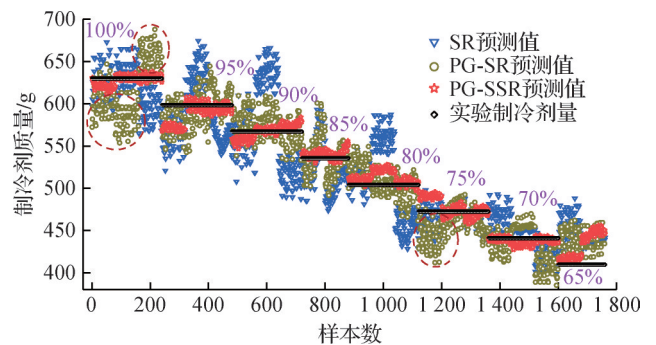


图7 各模型的制冷剂预测结果

Fig.7 Prediction results of refrigerant charge models

3.3 MMD-MC伪标签联合生成机制的半监督增益

通过对比分析PG-SR模型和加入MMD-MC伪标签联合生成机制后的PG-SSR模型的性能,可以量化该半监督增益在改善制冷剂预测性能上的作用。从图7的制冷剂预测结果可见,PG-SSR预测结果在所有制冷剂量水平均较为集中,且最接近实验制冷剂量,误差情况如图9所示。与仅依赖物理信息引导的有监督模型PG-SR相比,物理信息引导的半监督模型PG-SSR在所有制冷剂量水平均表现出更优的预测精度与稳定性,该性能提升源于MMD-MC伪标签联合生成机制引入的高置信度、伪标签样本,对原有小样本的扩容与增强,在保持物理一致性的同时扩充了训练集,有效利用大量无标签样本信息,显著缓解过拟合风险。以100%制冷剂量为例,RMSE从36.73 g压缩至6.07 g,MAPE由PG-SR的5.11%骤降至0.74%,降幅达85.5%,反转了PG-SR在该工况下的“负优化”现象,且性能显著提升。75%制冷剂量情况类似。在90%、70%制冷剂量下,PG-SSR较

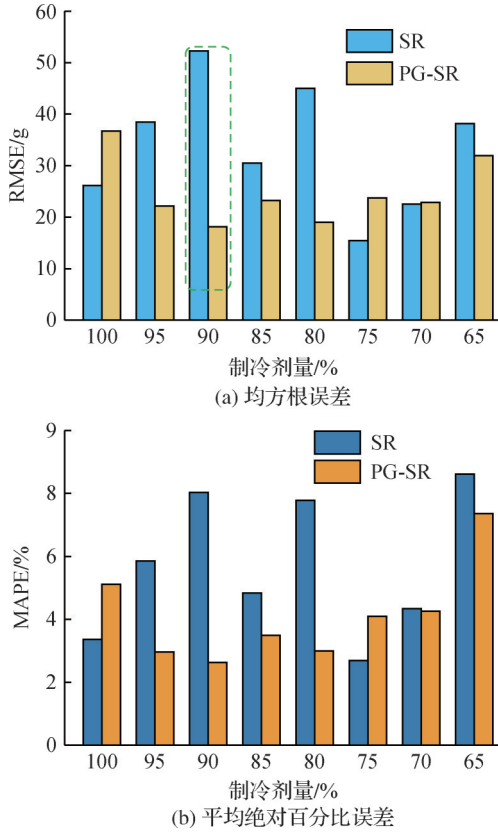


图8 物理信息对制冷剂量预测性能的影响
Fig.8 Effect of physics information on refrigerant charge prediction

PG-SR的预测误差进一步减小,性能进一步提升。

为进一步验证伪标签质量,图10给出了生成的46个制冷剂量伪标签与实验制冷剂量的对比结果,相对误差在±10%以内, RMSE为15.55g, MAPE仅为3.23%。可见,正常制冷剂量(100%)并未增加高置信度样本,但由于其他制冷剂量下高置信度样本增加导致整个模型对各制冷剂量下预测能力的总体提升,进而间接且显著地改善了100%下的预测性能。证实MMD-MC伪标签联合生成机制生成的高置信度伪标签也是模型性能改善的重要原因。虽然个别伪标签存在随机波动,但这种非系统性误差在迭代训练中相当于引入了噪声正则化,反而增强了模型的鲁棒性。

4 结论

在小样本制冷剂量诊断情境下,本文提出的PG-SSR模型基于物理信息引导+高质量伪标签联合生成的双重协同机制,可以显著提升预测性能, RMSE较单纯采用小样本训练的1D-CNN有监督模型(SR)下降64.48%, MAPE降幅达68.93%。其性能改善的基本机制是:先利用物理信息作为软约束有效收缩解空间,稳固有监督学习,提高模型鲁棒性;再

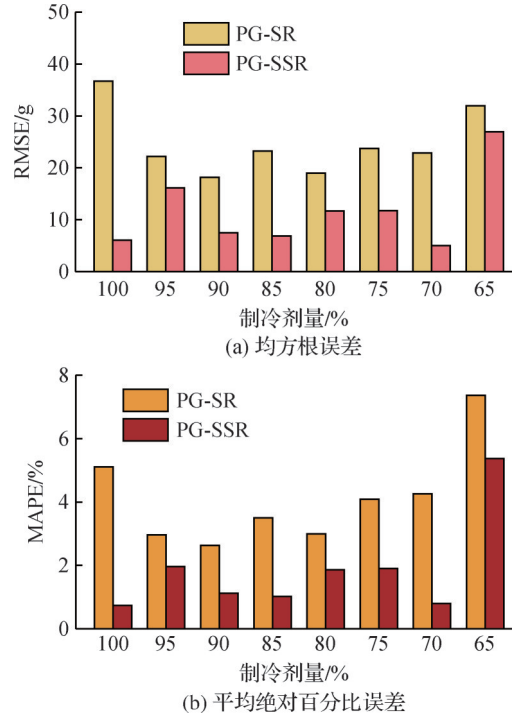


图9 MMD-MC伪标签联合生成机制对制冷剂量预测性能的影响

Fig.9 Effect of the MMD - MC pseudo-label joint generation mechanism on refrigerant charge prediction

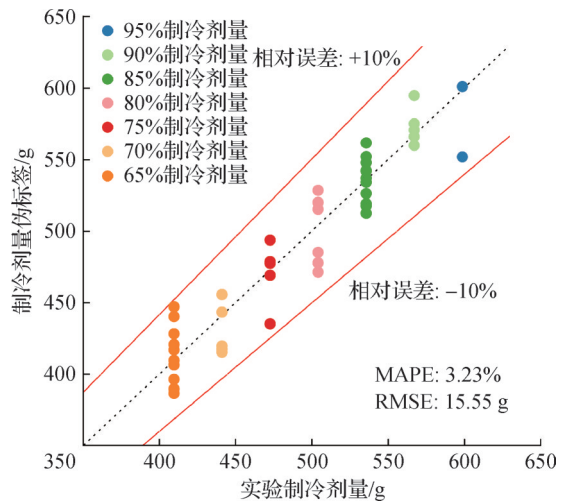


图10 生成的制冷剂量伪标签与实验值的对比

Fig.10 Comparison of generated refrigerant charge pseudo-labels with experimental values

通过半监督联合生成机制生成高置信度样本,拓展训练样本数量及分布,进一步降低小样本条件下的过拟合风险,实现从有监督到半监督的渐进式、层级性能提升。该机制可以为制冷系统制冷剂量诊断及制冷剂泄漏量预测提供有效参考。

参考文献

[1] Yang Liu, Yan Haiyan, Lam J C. Thermal comfort and

- building energy consumption implications—a review [J]. *Applied Energy*, 2014, 115: 164–173.
- [2] 陈志杰, 朱旭, 黄小清, 等. 基于混合模型的数据中心空调系统虚拟制冷剂充注量传感器[J]. *制冷技术*, 2019, 39(6): 9–14. (Chen Zhijie, Zhu Xu, Huang Xiaoqing, et al. Virtual refrigerant charge sensor of data center air conditioning system based on hybrid model [J]. *Chinese Journal of Refrigeration Technology*, 2019, 39(6): 9–14.)
- [3] Zhao Yang, Li Tingting, Zhang Xuejun, et al. Artificial intelligence-based fault detection and diagnosis methods for building energy systems: advantages, challenges and the future [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 109: 85–101.
- [4] Guo Yabin, Liu Yaxin, Wang Yuhua, et al. Advance and prospect of machine learning based fault detection and diagnosis in air conditioning systems [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2024, 205: 114853.
- [5] Comstock M C, Braun J E, Groll E A. A survey of common faults for chillers [J]. *ASHRAE Transactions*, 2002, 108(1): 819–825.
- [6] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016. (Zhou Zhihua. *Machine learning* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.)
- [7] 钟超文, 花君, 严珂, 等. 半监督支持向量机的空气处理机组夏季故障诊断[J]. *中国计量大学学报*, 2018, 29(3): 311–316, 344. (Zhong Chaowen, Hua Jun, Yan Ke, et al. Fault diagnosis for air handling units in summer seasons based on semi-supervised support vector machines [J]. *Journal of China University of Metrology*, 2018, 29(3): 311–316, 344.)
- [8] 任正雄, 韩华, 崔晓钰, 等. 基于 Tri-Training 的制冷系统半监督故障诊断[J]. *制冷学报*, 2022, 43(4): 129–136, 144. (Ren Zhengxiong, Han Hua, Cui Xiaoyu, et al. Semi-supervised fault diagnosis of refrigeration system based on tri-training [J]. *Journal of Refrigeration*, 2022, 43(4): 129–136, 144.)
- [9] Lu Cheng, Ma Xiang, Yan Ke. Chiller fault diagnosis based on improved variational autoencoder and co-training framework: a case study of insufficient samples [J]. *Journal of Building Engineering*, 2024, 88: 109137.
- [10] Li Haorong, Braun J E. Development, evaluation, and demonstration of a virtual refrigerant charge sensor [J]. *HVAC&R Research*, 2009, 15(1): 117–136.
- [11] Kim W, Braun J E. Extension of a virtual refrigerant charge sensor [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2015, 55: 224–235.
- [12] Yang Yuting, Xu Ling, Han Hua, et al. Soft measurement and prediction of refrigerant leakage based on SVR-LSTM [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2023, 152: 303–314.
- [13] Jo Y, Kahng H, Kim S B. Deep semi-supervised regression via pseudo-label filtering and calibration [J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 161: 111670.
- [14] Ding Shifei, Zhang Zi, Xu Li, et al. A novel robust semi-supervised stochastic configuration network for regression tasks with noise [J]. *Information Sciences*, 2025, 703: 121933.
- [15] Jiang Feifeng, Ma Jun, Li Zheng, et al. Prediction of energy use intensity of urban buildings using the semi-supervised deep learning model [J]. *Energy*, 2022, 249: 123631.
- [16] Bu Xiangya, Wu Qiuwei, Zhou Bin, et al. Hybrid short-term load forecasting using CGAN with CNN and semi-supervised regression [J]. *Applied Energy*, 2023, 338: 120920.
- [17] Wu Yuandi, Sicard B, Gadsden S A. Physics-informed machine learning: a comprehensive review on applications in anomaly detection and condition monitoring [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 255: 124678.
- [18] 陈耀, 韩华, 储召平, 等. 基于物理引导神经网络的蒸发器制冷剂泄漏故障诊断模型[J]. *暖通空调*, 2025, 55(8): 60–65. (Chen Yao, Han Hua, Chu Zhaoping, et al. Fault diagnosis model of refrigerant leakage in evaporators based on physics-guided neural network [J]. *Journal of HV&AC*, 2025, 55(8): 60–65.)
- [19] Gretton A, Borgwardt K M, Rasch M J, et al. A kernel two-sample test [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2012, 13: 723–773.

通信作者简介

韩华, 女, 博士, 副教授, 上海理工大学能源与动力工程学院, 13611880360, E-mail: happier_han@126.com。研究方向: 制冷空调系统的故障诊断及优化, AI在制冷系统中的应用, 高效机房与智慧运维。

About the corresponding author

Han Hua, female, Ph. D., associate professor, School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, 86-13611880360, E-mail: happier_han@126.com. Research fields: fault diagnosis and optimization of refrigeration and air conditioning system, application of AI in refrigeration system, high-efficiency plant room, smart operation & maintenance.

(责任编辑: 田甜)