

文章编号:0253-4339(XXXX)XX-0001-11

doi: 10.12465/issn.0253-4339.20260508003

基于多维时序特征工程与集成学习的热泵干衣机自动判干方法

廖敏 刘运涛 杜国庆 单联瑜 张树荣 赵嘉俊

(小米科技(武汉)有限公司 武汉 430010)

摘要 针对现有热泵干衣机规则式阈值判干策略存在烘干时间冗余和负载过烘的问题,本文提出一种基于多维时序特征工程与集成学习的自动判干方法。该方法基于热泵系统运行机理提取多维时序特征,结合弱监督标签生成与“标签纯度筛选-折外交叉预测”双重样本清洗策略,构建融合 XGBoost、LightGBM 和 CatBoost 的集成学习模型,并引入双阈值置信度锁以降低“湿判干”风险。结果表明:该模型在静态数据集上的测试准确率为 91.26%,F1 分数为 92.17%,引入置信度锁后高置信度样本判定准确率提升至 96.30%;在 IEC 负载和实物负载验证测试中,相比规则式阈值判干方案烘干时间分别缩短 30.9% 和 22.4%,且均满足判干要求。所提方法可有效缓解烘干时间冗余和过烘问题,具有较好的工程应用价值。

关键词 热泵干衣机;自动判干;时序特征工程;集成学习;置信度锁

中图分类号: TM925.34; TP273

文献标识码: A

Automatic dryness judgment method for heat pump clothes dryers based on multi-dimensional time series feature engineering and ensemble learning

Liao Min Liu Yuntao Du Guoqing Shan Lianyu Zhang Shurong Zhao Jiajun

(Xiaomi Technology (Wuhan) Co., Ltd., Wuhan 430010, China)

Abstract To address the redundant drying time and over-drying problems of rule-based threshold strategies in heat pump clothes dryers, this paper proposes an automatic dryness judgment method based on multi-dimensional time series feature engineering and ensemble learning. The multi-dimensional time series features were extracted according to the operating characteristics of heat pump systems. By combining weakly supervised label generation with a dual sample-cleaning strategy involving label-purity filtering and out-of-fold prediction, an ensemble learning model integrating XGBoost, LightGBM, and CatBoost was established, and a dual-threshold confidence lock was further introduced to reduce the risk of false dry judgments. The results show that the proposed model achieved a test accuracy of 91.26% and F1 score of 92.17% on the static dataset, and the judgment accuracy of high-confidence samples increased to 96.30% after applying the confidence lock. In International Electrotechnical Commission-load and real-load validation tests, the drying time was reduced by 30.9% and 22.4%, respectively, compared with the rule-based threshold strategy while still satisfying the drying requirements. The proposed method can effectively alleviate redundant drying time and over-drying problems and shows good engineering application potential.

Keywords heat pump clothes dryer; automatic dryness judgment; time series feature engineering; ensemble learning; confidence locking

热泵干衣机因节能环保、低温护衣等优势,已成为智能家电的重要发展方向^[1-2]。自动判干技术作为干衣机智能控制的核心,通过实时感知滚筒内衣物干燥状态,判断烘干终点并自动停机,从而提升烘干效率,避免过度烘干造成衣物损伤^[3]。自动判干的实现基础在于对烘干过程中热力学与传质特性的分

析,即通过采集温度、湿度、风量等参数,结合算法模型动态评估衣物干燥程度,实现烘干过程的精准控制。目前,热泵干衣机的自动判干技术主要包括单点传感器判干、多传感器融合判干和 AI 智能判干 3 类路线。

单点传感器判干方案中,基于温度传感器的方

收稿日期:2026-05-08;修回日期:2026-06-18;录用日期:2026-06-25

责任编辑:



移动阅读

法是通过监测滚筒内特定位置的温度变化判断衣物干燥程度,具有结构简单、成本较低、响应较快等优点,但仅能反映局部状态,易受衣物堆积影响,难以准确表征滚筒内整体干燥情况。基于微机电系统(Microelectromechanical Systems, MEMS)温湿度传感器的方法通常将传感器布置于进风口或出风口^[4],通过检测气流中水蒸气含量的变化实现衣物干燥状态判定。魏嘉玥等^[5]利用MEMS温湿度传感器对小负载工况进行了优化,减少了小负载烘干过程中的无效运行时间和能耗。该类传感器具有体积小、测量精度高等优点,但在长期运行过程中容易受到毛屑污染,进而影响检测结果的准确性。另一类单点传感器方案为基于电容式传感器的方法,即将整个滚筒等效为电容腔体,通过实时监测电容值变化来反映衣物含水量,从而实现自动判干;该方法受衣物厚度影响较小^[6]。然而,该方案在结构设计上对对称性要求较高,否则过大的寄生电容噪声会降低判干精度。

为提高判干准确性,部分干衣机采用多传感器融合方案。典型方式为利用接触式电导传感器检测衣物表面湿度,同时结合MEMS风道湿度传感器监测气流含湿量,并据此构建判干逻辑。该方案在一定程度上提升了判干能力,但仍存在局限性。一方面,接触式电导传感器依赖衣物与传感器的有效接触,在单件或小负载场景下易因接触不足导致判干失准;另一方面,对于厚重衣物,表面先干、内部后干的现象较为常见,易引发“假干”误判。此外,部分高端机型还尝试引入红外传感器,通过热成像获取滚筒内衣物的温度场分布,并结合其他温度传感器信息对衣物干燥状态进行综合判定,但受成本和寿命限制,尚不适合大规模应用^[7]。

近年来,AI方法为热泵干衣机自动判干提供了新思路。李日新等^[8]结合物理仿真与数据驱动方法,构建了干衣机湿度信号预测模型,并利用出风口湿度等参数对衣物干燥程度进行预判。G. Zambonin等^[9]基于整机实测运行数据,采用正则化回归、符号回归等机器学习方法建立了软测量模型,实现了热泵干衣机滚筒内衣物含水率的在线估算,并据此对烘干终点进行智能判定。目前,基于数据驱动的判干方法在干衣机领域的应用仍较为有限,但在食品脱水干燥领域已有一定研究,例如香蕉^[10]、烟草^[11]和竹笋^[12]等。尽管应用对象不同,但基本原理较为相似,均通过过程参数估算负载含水量,从而实现自动判干停机。整体而言,AI方法在衣物含水率估算和烘干终点判定方面展现出较大潜力,但如何从热泵

系统整体运行机理出发,提取更具判别力的时序特征,并构建兼顾精度与鲁棒性的判干模型,仍是当前AI判干研究的重点。

针对上述问题,本文提出一种基于多维时序特征工程与集成学习的热泵干衣机自动判干方法。主要贡献如下:1)从热泵系统的运行机理出发,构建多维时序特征工程,提升判干过程对系统信息的利用能力;2)提出“标签纯度筛选-折外(Out of Fold, OOF)交叉预测”双重数据清洗策略,在无需人工复检的条件下提升训练样本置信度;3)构建融合极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)^[13]、轻量梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine, LightGBM)^[14]与类别特征梯度提升(Categorical Boosting, CatBoost)^[15]的集成判干模型,并引入双阈值置信度锁,兼顾判干精度与工程安全性。

综上所述,所提方法在无需新增额外传感器,仅基于现有传感器数据的条件下,提升了自动判干性能,对小负载接触不良、大负载干燥不均等问题具有较好的适应性,具有一定的工程应用价值。

1 热泵干衣机判干机理与问题分析

1.1 热泵干衣机工作原理

热泵干衣机本质上是一个闭式热湿处理系统,主要由压缩机、冷凝器、蒸发器、节流装置、风机和烘干滚筒组成^[16]。系统运行时,空气在滚筒、冷凝器和蒸发器之间循环流动:空气经冷凝器加热后进入滚筒,与湿衣物进行对流换热并带走水分;随后高湿空气进入蒸发器,被冷却至露点以下,水蒸气凝结排出,脱湿后的空气再次被加热,进入下一轮循环。与此同时,制冷剂在压缩、冷凝、节流和蒸发过程中完成热量搬运,为空气循环提供稳定热源。

在上述过程中,衣物含水率持续下降,系统温度、湿度及热负荷状态随之动态变化。因此,排气温度、冷凝器温度、滚筒出风口温湿度及接触式湿度信号均可作为判干的重要观测量。

1.2 烘干过程阶段特征与判干难点

从控制角度看,热泵干衣机烘干过程可分为升温启动阶段、稳定脱湿阶段和干燥收尾阶段。升温阶段滚筒内湿度变化明显;稳定脱湿阶段衣物持续蒸发水分,系统处于相对稳定的传热传质状态;进入干燥收尾阶段后,衣物含水率逐渐接近目标值,蒸发速率明显下降,系统热负荷减小,温湿度信号的波动幅度和变化斜率均趋于收敛^[17]。

自动判干决策主要发生在干燥收尾阶段。该阶

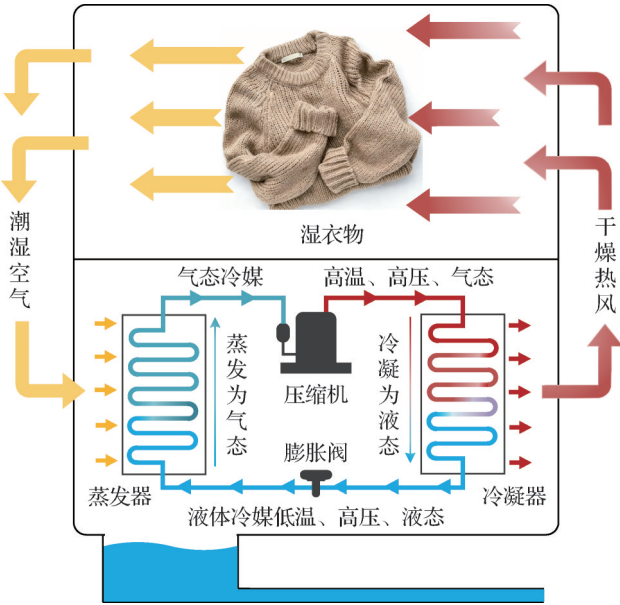


图1 热泵干衣机工作原理
Fig.1 Principle of heat pump clothes dryer

段虽然最接近用户所需的目标干度,但同时也是状态最难区分的阶段。一方面,衣物由“未干”向“已干”过渡是连续变化过程,不存在绝对清晰的瞬时分界点,导致临界区间内的信号特征易重叠。另一方面,不同负载工况下的传感器响应差异较大:在小负载或单件衣物场景下,接触式湿度传感器易因接触不足而出现信息失真;在厚重负载场景下,则可能出现衣物表层已干、内部仍潮湿的现象,从而引发“假干”误判。上述因素决定了单一传感器或固定阈值规则难以兼顾不同工况下的判干精度与控制效率。

1.3 现有判干策略性能评估

为评估现有规则式阈值判干(以下简称“规则判干”)策略的性能边界,本文在符合 GB/T 20292—2019《家用滚筒式干衣机性能测试方法》^[18]要求的实验室测试环境下,对国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC)标准规定的不同负载开展对比测试。现有的规则判干策略是基于双湿度阈值进行停机控制,即当 MEMS 温湿度传感器检测到的风道出风口相对湿度以及接触式湿度传感器检测到的衣物表面相对湿度均低于 40%,并持续 3 min 后,系统判定衣物已进入接近干燥状态,随后执行固定 40 min 的补时过程后停机。该补时策略本质上是针对最大容量工况设计的保守方案。由于热泵干衣机通常缺乏称重装置,无法有效区分不同负载质量,因此同一补时规则被统一应用于不同负载场景。

通过对比规则判干策略的自动停机结果与离线开柜称重法测得的最优停机时间,分析现有策略在烘干时长和最终含水率控制方面的表现,实验工况

如表 1 所示。对比测试结果表明,现有规则判干策略主要存在以下问题:1)烘干时间存在明显冗余,且在小负载和中负载场景下更为突出,部分工况下冗余时间接近 50%;2)最终含水率整体偏低,存在一定程度的过烘现象,表明现有策略在停机时机控制上仍有优化空间。

因此,现有规则判干方法难以兼顾不同负载下的效率与精度,有必要引入面向热泵系统运行状态的 AI 自动判干方法。

表 1 实验工况参数设置

Tab.1 Experimental operating condition parameter settings

实验工况	参数设置
环境条件	干球温度 23 °C±2 °C,相对湿度 55%±5%
负载材质	IEC 标准床单、衬衫与毛巾
初始含水率	60%±1%
测试负载点	0.5、1、2、3、4、5、7 kg
最优烘干时间	通过开柜称重法测定各负载下达到目标含水率(-1±0.5)%所需的最短烘干时间
规则判干方案时间	同一负载下运行规则判干程序,记录从启动到程序终止的总时长

注:目标含水率(-1±0.5)%表示相对平衡含水率过烘 0.5%~1.5%。

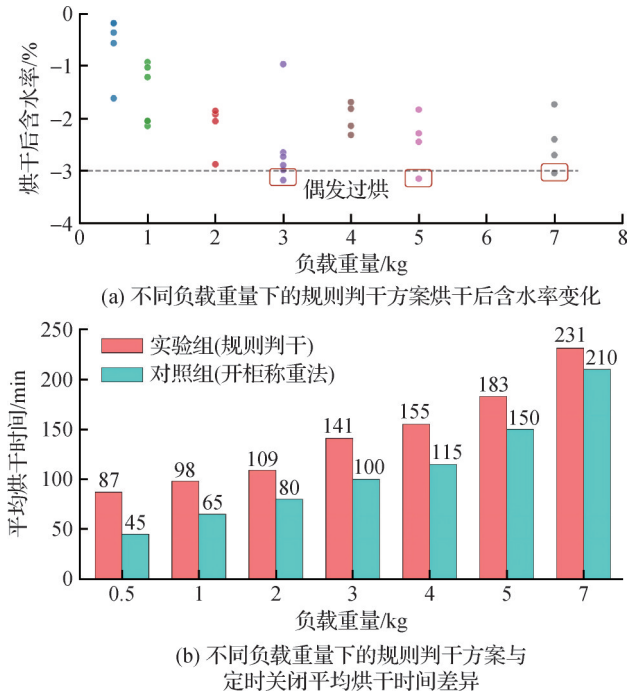


图2 现有判干策略在不同负载工况下的性能表现评估

Fig.2 Performance of existing drying judgment strategies under varying load conditions

2 自动判干方法总体框架与数据集构建

图 3 所示为本文所提出的自动判干方法的总体

框架,分为离线训练和在线应用2部分。离线训练阶段包括弱监督标签生成、多维时序特征提取、双重样本清洗和集成模型构建;在线应用阶段利用实时运

行数据提取多维时序特征,经模型在线推理与双阈值置信度锁后,输出判干结果并控制停机。

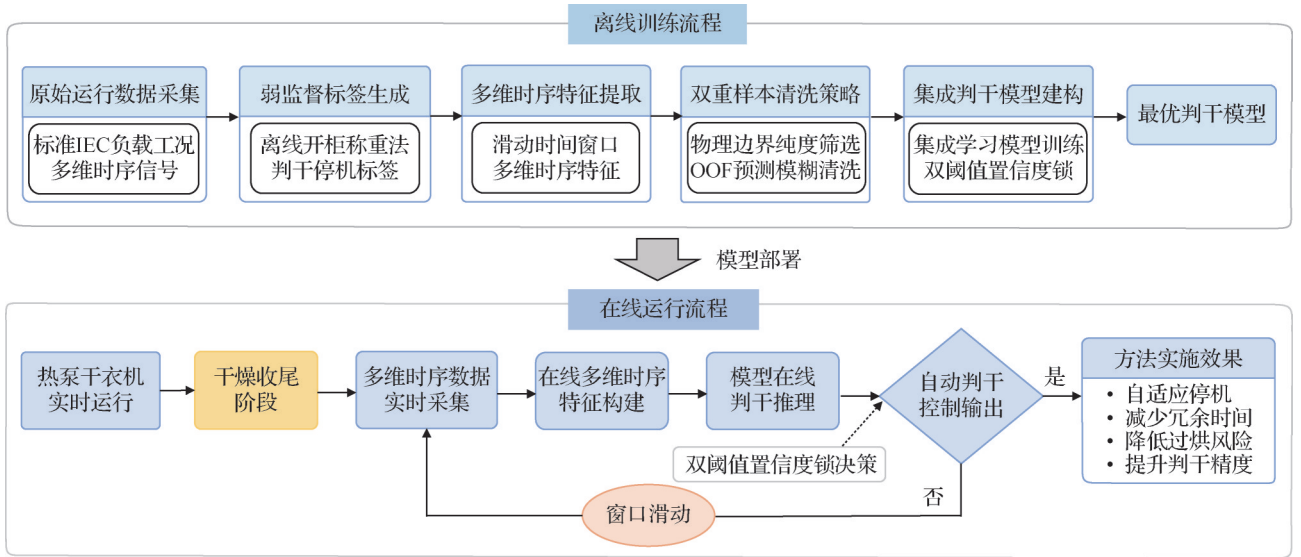


图3 热泵干衣机自动判干方法总体框架

Fig.3 Overall framework of the automatic dryness judgment method for heat pump clothes dryers

2.1 弱监督标签生成

干衣机烘干过程中,逐秒采集织物干湿状态真值在技术与经济层面均难以实现。为此,本文提出一种基于物理规则的弱监督标签生成策略,将无标注的传感器时序数据转化为有监督二分类训练样本。

对于重量为 L_i 的测试负载,通过实际烘干实验测定其达到标准即穿目标含水率($-1\pm0.5\%$)所需的最短烘干时间,记作 $T_{\text{optimal}}(L_i)$ 。对于任意一次烘干实验 E_j 中的采样时刻 t ,其对应的二分类标签 y_t 定义为:

$$y_t = \begin{cases} 0(\text{Wet}), & \text{if } t < T_{\text{optimal}}(L_i) \\ 1(\text{Dry}), & \text{if } t \geq T_{\text{optimal}}(L_i) \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)的物理含义在于,粗略地认为在达到最优烘干时间之前,衣物整体仍处于未充分干燥状态,应判定为“湿”;在此时间点之后,衣物已满足即穿要求,应判定为“干”。

考虑到最优时间点附近存在由湿向干连续过渡的临界区间,采用上述硬划分方式不可避免会引入一定标签噪声。为降低无效样本比例,本文进一步加入物理约束,仅在滚筒内出风口相对湿度低于45%后,才将该时刻及其后续数据纳入训练样本构建范围。该方式可以使筛选的训练样本集中于干燥收尾阶段,提高标签与实际判干任务的一致性。

2.2 多维时序特征提取

为准确表征干衣机干燥收尾阶段的状态变化,本文基于热泵系统运行机理,从原始传感器数据中提取

多维时序特征。原始数据来自7个可观测传感器,主要包括压缩机排气温度、冷凝器温度、滚筒出风口温度、滚筒出风口湿度、接触式湿度条湿度及智能功率模块(Intelligent Power Module, IPM)温度等,主控板的采样频率为1 Hz,热泵干衣机结构如图4所示。

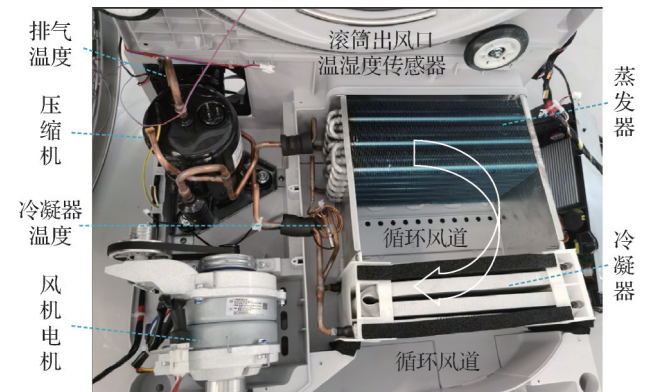


图4 热泵干衣机实验测试装置

Fig.4 Experimental test setup for heat pump clothes dryers

考虑到仅某个时刻传感器观测数据难以反映烘干过程的动态变化特征,本文采用滑动窗口进行特征构建,窗口长度设为5 min。在考虑物联网通信带宽和传输速率的条件下,采样步长设为30 s,即每个窗口包含10个采样点,相邻窗口重叠率设为90%。在此基础上,结合传热传质机理与工程经验,共提取20维时序特征,构建面向自动判干任务的特征空间,如表2所示。

表 2 多维时序特征分类
Tab.2 Multi-dimensional time series feature classification

特征类别	代表特征	主要作用
时间特征	脱湿阶段时长	表征烘干过程的脱水持续时间
接触式湿度特征	斜率、均值、变异系数、极差	反映衣物表面湿度水平及变化波动
滚筒出风口湿度特征	筒内最大湿度、湿度方差	表征滚筒内部湿度状态
排气温度特征	最高温、温升幅度、极差、方差	反映系统热负荷变化
滚筒出风口温度特征	最高温、温差、波动周期	反映滚筒内部温度状态
冷凝器特征	冷凝器最高温、温差效率指标	表征热交换能力
热泵系统温差特征	冷凝器与排气最大温差	反映蒸发驱动力
IPM 温度特征	相对温升、极差、方差	表征系统运行负荷与稳定性

2.3 双重样本清洗策略

由于弱监督标签由开柜法获取的最优时间规则生成,最优时间点 $T_{\text{optimal}}(L_i)$ 附近的样本不可避免存在标签错配。同时,受热泵系统非线性和传感器噪声影响,部分样本在特征空间中也存在较强模糊性。为提高训练数据质量,本文设计了双重样本清洗策略,依次从时间边界和特征空间 2 个层面剔除低置信度样本。

2.3.1 基于标签纯度分数的物理边界筛选

由于本文的时序特征提取基于滑动窗口,每个窗口样本 X_i 实际包含 N 个离散的时间采样点。对于窗口内的每 1 个采样点 j ,根据其采样时间 t_j 与最优物理判干时间 $T_{\text{optimal}}(L_i)$ 的关系,被赋予瞬时弱标签 $l_{i,j} \in \{0, 1\}$ 。

定义窗口样本 X_i 的最终标签 y_i 为多数表决结果,即当窗口内“干”状态采样点占比超过 50% 时标记为“干”:

$$y_i = \mathbb{I}\left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N l_{i,j} > 0.5\right) \quad (2)$$

式中: $\mathbb{I}$ 为示性函数。

当采样窗口恰好跨越 T_{optimal} 时,窗口内将同时包含“干”与“湿”2 种状态的采样点,此类样本往往对应干燥临界状态,特征模糊且标签置信度低。

为此,引入标签纯度分数(Label Purity Score, LPS)进行二次筛选。定义 LPS_i 为窗口内主导类别所占的比例:

$$S_{LPS} = \max\left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N l_{i,j}, 1 - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N l_{i,j}\right) \quad (3)$$

式中: S_{LPS} 为窗口内主导类别所占的比例。

在模型训练阶段,设置纯度阈值为 β ,仅保留 $LPS_i \geq \beta$ 的样本进入训练集。该策略可确保样本窗口内标签具备高一致性(全干或全湿的比例超过 β),有

效剔除跨越物理边界的低一致性窗口,使模型优先学习典型湿样本和干样本特征。

2.3.2 基于 OOF 交叉预测的模糊清洗

在完成标签纯度筛选后,数据集中仍可能存在部分特征与标签在特征空间中不一致的样本。这类样本通常位于模型决策边界附近,具有较高的不确定性。为进一步提升数据质量,本文引入基于 OOF 交叉预测的清洗策略,利用模型的后验概率对弱监督标签进行再次筛选。

具体地,将经纯度筛选后的数据集 $\mathcal{D}_{\text{pure}}$ 划分为 K 个互斥子集。采用 XGBoost 作为代理模型进行 K 折交叉验证:在第 k 次迭代中,利用 $K-1$ 个子集训练模型,并对剩余的 k 个子集进行推理。遍历所有子集后,即可获得全量样本的无偏预测概率 $P_{\text{oof}}(y_i = 1 | x_i)$ 。

在此基础上,定义清洗置信度阈值 $\epsilon = 0.2$ 以构建保留区间。若样本的预测概率 P_{oof} 落在决策边界 0.5 附近的模糊区域 $(0.5 - \epsilon, 0.5 + \epsilon)$ 内,则判定该样本特征区分度低或存在标签噪声,予以剔除。最终构建的高置信度清洗数据集 $\mathcal{D}_{\text{clean}}$ 可表示为:

$$\mathcal{D}_{\text{clean}} = \{(x_i, y_i) \in \mathcal{D}_{\text{pure}} | P_{\text{oof}}(y_i = 1 | x_i) \leq (0.5 - \epsilon) \vee P_{\text{oof}}(y_i = 1 | x_i) \geq (0.5 + \epsilon)\} \quad (4)$$

2.4 判干模型与决策机制

2.4.1 集成学习模型

针对热泵干衣机自动判干任务中多维特征非线性、负载工况复杂和状态边界耦合等特点,本文选取 XGBoost、LightGBM 和 CatBoost 这 3 种梯度提升树模型作为基分类器,并构建集成判干模型。3 类模型均适用于结构化特征建模,具有较强的非线性拟合能力和鲁棒性,同时在特征分裂机制和模型泛化特性上存在一定互补性,适合用于复杂工况下的联合判别。由于上述模型均属于基于决策树的梯度提升方法,其节点分裂主要依赖特征取值的排序关系和阈

值搜索,对输入特征的量纲和量级变化不敏感,因此本文未对特征额外进行标准化或归一化处理。

集成模型架构如图5所示,输入层接收20维清洗后的时序特征向量 X ,经由3个并行基模型独立推理,分别输出后验概率 P_{XGB} 、 P_{LGB} 、 P_{Cat} ,最终汇总至集成决策层,经过置信度锁后输出最终的判干指令。

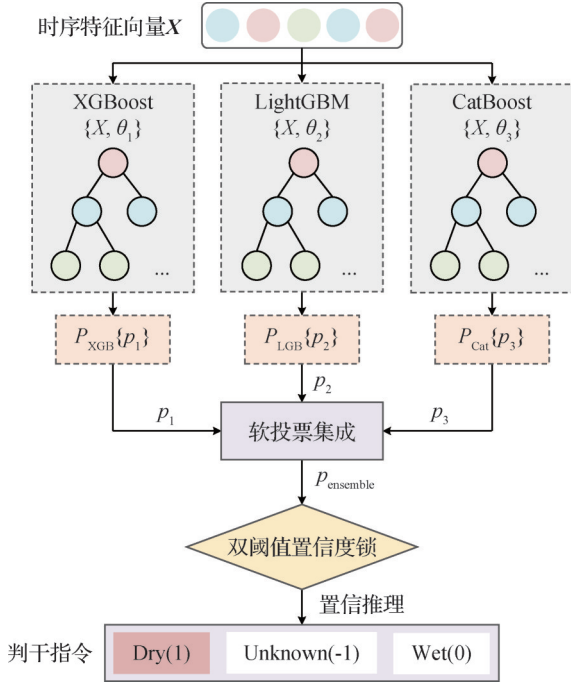


图5 集成模型架构

Fig.5 Architecture diagram of the ensemble model

2.4.2 概率融合机制

为充分利用各基模型输出的概率信息,本文采用软投票^[19]方式进行融合。考虑到3个基模型在验证集上的性能表现存在一定差异,采用加权平均策略计算集成概率 $P_{ensemble}$:

$$P_{ensemble}(y=1|x) = \omega_1 \cdot P_{XGB}(y=1|x) + \omega_2 \cdot P_{LGB}(y=1|x) + \omega_3 \cdot P_{Cat}(y=1|x) \quad (5)$$

式中: P_{XGB} 、 P_{LGB} 、 P_{Cat} 为3个基模型输出的后验概率; ω_1 、 ω_2 、 ω_3 均为权重值,取值为0.3、0.2和0.5。

相比于依赖类别标签的硬投票方法,软投票能够保留样本的不确定性信息和概率置信度,降低单模型预测波动对最终结果的影响。

2.4.3 双阈值置信度锁

在实际用户衣物烘干控制场景中,误判代价具有显著的非对称性:

- 1) 第一类错误(干判湿):将“干”判为“湿”导致烘干延长,虽增加少量能耗但属于安全故障;
- 2) 第二类错误(湿判干):将“湿”判为“干”导致提前停机,会引发衣物未干的严重客诉,属于工程上

的致命故障。

因此,算法设计的核心目标是在保证高召回率的前提下,模型设计应优先抑制“湿判干”风险。为此,本文设计了双阈值置信度锁机制,引入“拒绝推断”逻辑,将连续概率映射为三元离散决策:

$$\text{Decision} = \begin{cases} 1 (\text{Dry}), & \text{if } P_{ensemble} \geq \tau_{high} \\ 0 (\text{Wet}), & \text{if } P_{ensemble} \leq \tau_{low} \\ -1 (\text{Unknown}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中: τ_{high} 为高置信度阈值,取值为0.7; τ_{low} 为低置信度阈值,取值为0.3。

阈值通过寻优方式综合确定,优化目标为:在保证交叉验证集正类查准率处于较高水平的约束条件下,最大化高置信度样本覆盖率。该机制通过引入“拒绝推断”区间,为停机决策设置了安全边界,仅在模型对“已干”状态具有较高把握时才触发停机,从而降低误停机风险,提高判干控制的工程可用性。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置与评价指标

实验数据集共采集自2台热泵干衣机,总计46次完整烘干循环,涵盖0.5~7 kg共7个负载等级,负载采用IEC标准规定的床单、衬衫和毛巾;数据集划分采用留一法,按负载等级将每个负载等级抽出一个完整烘干循环作为测试集,其余作为训练集,以避免时序泄漏。

训练过程采用5折分层交叉验证评估模型性能,选取准确率、F1分数等作为评估指标;对比模型设置方面,以本文提出的集成模型为目标模型,选取XGBoost、LightGBM、CatBoost作为单体强基线模型,同时纳入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、多层感知机(Multi-layer Perceptron, MLP)、逻辑回归(Logistic Regression, LR)作为传统机器学习分类器对比组,所有模型基于相同特征集训练以保证对比公平性。

3.2 模型判干性能对比

为保证模型对比的公平性,各对比模型的关键超参数均通过交叉验证结合随机搜索进行优化,最终采用最优参数在测试集上进行性能评估,具体参数如表3所示。由表3可知,基于多维时序特征构建的梯度提升树模型均能够较好实现衣物干湿状态识别,准确率普遍在87%以上,说明本文提取的特征能够有效表征热泵干衣机收尾阶段的运行状态。进一步对比发现,集成模型在准确率和F1分数等指标上整体优于单一模型,表明不同基模型之间具有一定互补性,概率融合能够有效提升判干性能。

表3 不同模型判干性能对比

Tab.3 Performance comparison of different drying judgment models

模型	准确率/%	F1 分数	超参数
XGBoost	89.76	90.92	$subsample = 1.0, n_estimators = 200, max_depth = 3, learning_rate = 0.05, colsample_bytree = 1.0$
LightGBM	87.64	88.92	$num_leaves = 31, n_estimators = 300, learning_rate = 0.1, feature_fraction = 1.0$
CatBoost	91.23	92.19	$learning_rate = 0.01, l2_leaf_reg = 5, iterations = 500, depth = 8$
SVM	87.38	87.91	$C = 0.1, \gamma = 'auto'$
MLP	83.88	85.18	$\alpha = 0.01, learning_rate = 0.001, hidden_layer_sizes = (100, 50)$
LR	88.85	90.24	$C = 0.01, solver = 'liblinear'$
集成模型	91.26	92.17	$\omega_1 = 0.3, \omega_2 = 0.2, \omega_3 = 0.5$
集成模型(锁后)	96.30	—	$confidenc_lock_threshold = 0.7$

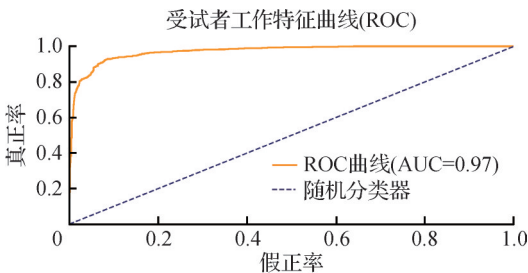
为更直观地展示集成模型的二分类区分能力,本文绘制了受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)和精确率-召回率曲线(Precision-Recall, PR),如图6所示。由图6(a)可知,集成模型的ROC曲线整体位于左上角,远离随机分类器的对角线,其曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)达到0.971,接近理想值1.0。AUC值反映了模型在所有可能的分类阈值下,将正样本(已干)排在负样本(未干)之前的概率,0.971的高AUC值表明模型对衣物干湿状态具有极强的区分能力。

在干衣机判干场景中,“湿判干”是比“干判湿”更严重的错误,前者会直接导致用户返工,后者仅会造成轻微的时间和能耗浪费。因此,PR更能反映模型在该场景下的实际性能。由图6(b)可知,集成模型的PR曲线整体接近右上角,其平均精度(Average Precision, AP)达到0.978。尤其值得注意的是,在召回率低于0.8的区间内,模型的精确率始终保持在1.0左右,这意味着在保证绝大多数已干样本被正确识别的前提下,几乎不会出现未干样本被误判为已干的情况,完全符合干衣机“质量优先”的设计原则。

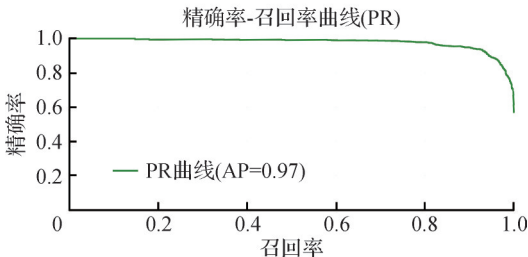
为进一步分析模型的错误分布情况,本文绘制了集成模型的混淆矩阵,如图7所示。混淆矩阵结果显示,在所有测试样本中:

- 1)真实未干的样本中,93.59%被正确判定为未干,仅6.41%被误判为已干(湿判干);
- 2)真实已干的样本中,89.61%被正确判定为已干,10.39%被误判为未干(干判湿)。

该错误分布与干衣机的应用需求高度契合:模型优先保证了较低的“湿判干”率,将未干衣物流出的风险控制在极低水平;而少量的“干判湿”仅会导致烘干时间略微延长,不会影响用户的核心使用体验。



(a) 集成模型ROC曲线



(b) 集成模型PR曲线

图6 集成模型ROC和PR曲线

Fig.6 ROC and PR curves of the ensemble model

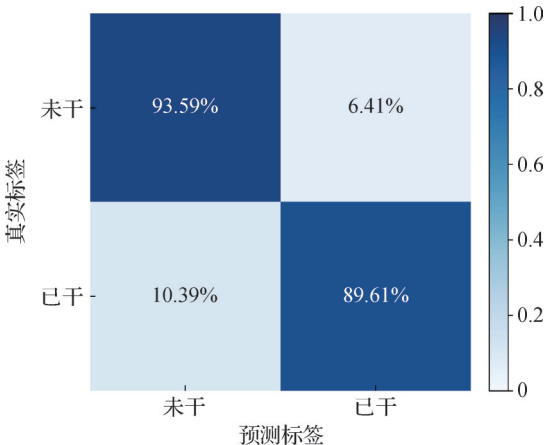


图7 集成模型混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix of the ensemble model

3.3 双阈值置信度锁机制性能提升

尽管集成模型已具备良好的分类性能,但在实际端侧部署中,需进一步提升决策的可靠性,避免因

模型输出波动导致的误判。为此,本文引入了双阈值置信度锁机制^[20]:当模型输出的已干概率低于 τ_{low} 时,直接判定为未干;当概率高于 τ_{high} 时,直接判定为已干;当概率处于 $\tau_{\text{low}} \sim \tau_{\text{high}}$ 的不确定区间时,暂不输出最终决策,继续采集后续数据进行判断。

为验证该机制的有效性,本文绘制了模型准确率与样本覆盖率随置信度阈值变化的曲线以及集成模型的预测概率分布,分别如图8和图9所示。其中,样本覆盖率定义为:在给定双阈值条件下,数据集中预测概率落入高置信决策区间(即未干确定区间和已干确定区间)的样本占比。该指标反映了模型在当前时刻能够直接输出有效判定的频率;覆盖率越高,说明模型进入不决策状态的概率越低,越有利于实现及时停机控制。

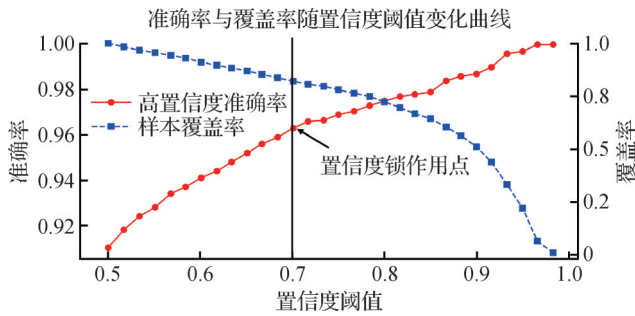


图8 准确率与覆盖率随置信度阈值变化曲线

Fig.8 Accuracy and coverage curves with confidence threshold variation

由图8可知,随着置信度阈值的提高,模型的高置信度准确率呈单调上升趋势,而样本覆盖率则呈单调下降趋势。这表明更严格的置信度阈值虽能提高判定准确率,但会降低样本覆盖率,因此双阈值参数的选取需兼顾判定精度与停机时效性。当单边置信度阈值设为0.7时,模型准确率提升至96.30%,同时仍能覆盖约82%的样本;剩余处于不确定区间的样本可通过后续窗口进一步判断,不影响整体判干效率。

由图9的概率分布可知,真实已干样本(红色)和真实未干样本(蓝色)的预测概率呈现明显的双峰分布,绝大多数真实未干样本的预测概率集中在0~0.3,绝大多数真实已干样本的预测概率集中在0.7~1.0,仅在0.3~0.7存在少量重叠。双阈值置信度锁机制正是通过过滤掉这部分重叠的不确定样本,有效抑制了模型在边界附近的不稳定判定,从而提升最终决策的可靠性。值得说明的是,传统的热泵干衣机判干策略通常在最后需设置固定或者动态补时环节,而本文所提方法通过连续窗口判断与双阈值

机制提高了停机决策可靠性,因此在本研究中无需再额外设置补时环节。

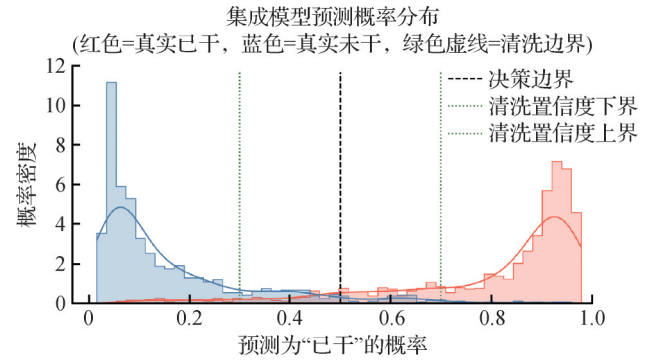


图9 集成模型预测概率分布

Fig.9 Predicted probability distribution of the ensemble model

3.4 标准 IEC 负载下的端侧判干验证

为验证所提方法在实际烘干测试中的判干性能,本文采用IEC标准负载开展烘干验证实验。测试条件与训练数据采集条件一致,初始含水率统一控制为 $60\% \pm 1\%$,以保证不同负载工况间的可比性。部署训练完成的集成判干模型在干衣机端侧控制器中,模型在烘干过程中基于实时采集的传感器数据持续输出判干结果,并据此触发停机决策。本次实验共完成14组有效完整烘干测试,结果如表4所示。

由表4可知,除1组2 kg负载烘干后含水率为 -3.46% (轻微过干)外,其余13组测试的烘干后含水率均稳定在 $-3\% \sim 3\%$ 。同时,与当前规则判干方案相比,所提判干方案平均缩短烘干时间约44.2 min,时间优化比例达30.9%,能效提升效果显著。其中,在0.5~2 kg中小负载工况下,平均烘干时间较规则判干方案缩短40%以上,其中0.5 kg负载下烘干时间从87 min缩短至47 min,优化比例达46.0%,实现IEC负载全重量段精准判干。

3.5 实物负载下的用户场景验证

为进一步评估所提方法在真实使用条件下的适用性,本文开展了实物负载测试。与标准负载实验不同,该部分测试不再人为设定衣物初始含水率,而是将经洗衣机漂脱程序后的衣物直接放入干衣机进行烘干,以模拟用户日常“洗后即烘”的实际使用场景。测试负载涵盖速干衣、单被套、4件套、牛仔裤、T恤等日常穿着与家纺类典型衣物,中/大质量负载按一定配比进行混合,从而更真实地反映衣物材质差异、自然含水状态和用户随机装载方式对判干效果的影响。本次实验共完成12组有效测试,不同负载类型下的测试结果如表5所示。

表 4 标准 IEC 负载判干测试结果
Tab.4 Drying judgment test results under standard IEC load

机器编号	负载干重/g	规则判干烘干时间/min	本方案烘干时间/min	烘干后重量/g	烘干后含水率/%
1	542	87	47	545	0.55
1	983	98	58	969	-1.42
1	1 966	109	66	1 898	-3.46
1	2 943	141	94	2 880	-2.14
1	3 955	155	108	3 893	-1.57
1	4 952	183	127	4 854	-1.98
1	7 018	231	185	6 904	-1.62
2	542	87	45	526	-2.95
2	983	98	50	967	-1.63
2	1 951	109	71	1 894	-2.92
2	2 943	141	92	2 872	-2.41
2	3 993	155	111	3 910	-2.08
2	4 952	183	142	4 826	-2.54
2	7 018	231	191	6 880	-1.97

注:含水率负值表示织物含水率低于平衡含水率(低于-3%表示过烘)。

表 5 实物负载判干测试结果
Tab.5 Drying judgment test results under real load

机器编号	负载类型	负载干重/g	规则判干烘干时间/min	本方案烘干时间/min	烘干后重量/g	烘干后含水率/%
1	速干衣	1 066	84	45	1 063	-0.28
1	单被套	1 063	102	64	1 097	3.20
1	四件套	1 899	116	79	1 906	0.37
1	混合实物负载	3 079	139	104	3 098	0.62
1	混合实物负载	5 068	160	139	5 150	1.62
1	混合实物负载	6 934	194	184	6 926	-0.12
2	速干衣	1 066	84	48	1 065	-0.09
2	单被套	1 136	102	70	1 148	1.06
2	4 件套	1 899	116	83	1 824	-3.95
2	混合实物负载	3 079	139	88	3 065	-0.46
2	混合实物负载	5 135	160	119	5 122	-0.25
2	混合实物负载	7 040	194	211	6 889	-2.14

由表 5 可知,除去 4 件套的 2 组轻微偏差工况,其余工况的烘干后含水率均为-3%~3%,整体波动范围较小。这 2 组偏差并非模型本身的判干能力不足,而是家纺类大件普遍存在的行业共性问题:4 件套、单被套这类大面积织物在烘干时很容易随着滚筒转动缠绕成团并形成包裹。由于干衣机的温度和湿度传感器均只能安装在滚筒筒壁和出风口位置,无法检测到包裹内部的真实干燥状态,导致传感器数据与衣物实际状态产生偏差,进而影响判干结果。另外,

从烘干时间对比结果来看,实物负载测试中,所提判干方案较规则判干方案平均缩短烘干时间约 29.7 min,时间优化比例达 22.4%,在真实用户使用场景下同样实现了显著的能效提升。

4 结论

本文提出一种基于多维时序特征与集成学习的热泵干衣机自动判干方法,通过静态数据集与整机实验验证其有效性。该方法在不增加额外传感器的

前提下,能够兼顾判干精度与停机决策的安全性。得到结论如下:

1)建立了热泵干衣机自动判干的实验与验证体系,提取烘干收尾阶段的多维时序特征,构建了判干静态数据集;同时提出“标签纯度筛选-OOF交叉预测”双重样本筛选策略,有效剔除了模糊样本与噪声数据,为模型训练提供了高质量的数据基础。

2)构建了融合XGBoost、LightGBM和CatBoost的集成判干模型,在静态数据集上准确率达91.26%,F1分数达92.17%;在此基础上,设计了双阈值置信度锁机制以降低“湿判干”风险,经该机制判定为高置信度的样本,其准确率可提升至96.30%。

3)在IEC标准负载和实物负载条件下开展整机实验,结果表明,所提方法均能在满足衣物最终含水率要求的前提下实现有效停机控制。相比于传统规则判干方案,烘干时间分别缩短30.9%和22.4%,展现出良好的节能效果与工程应用价值。

综上所述,所提方法在判干精度、节能优化与停机决策安全性之间实现了协调统一,具有较好的工程应用前景。后续研究可进一步针对大件家纺负载缠绕工况及跨机型泛化能力开展深入探索。

本文受武汉市基于小米AI大模型的空调运行节能关键技术研究及应用课题(2024BAB045)资助。(The project was supported by the Research and Application of Key Technologies for Energy-saving Operation of Air Conditioners Based on Xiaomi AI Large Model Project (2024BAB045).)

参考文献

- [1] 曹正,高科科,薛维超.变频干衣机烘干性能及预测方法的理论与实验研究[J].制冷学报,2025,46(2): 155-161. (Cao Zheng, Gao Keke, Xue Weichao. Theoretical and experimental study on drying performance and prediction model of heat pump clothes dryer[J]. Journal of Refrigeration, 2025, 46(2): 155-161.)
- [2] 刘永利,邵双全.天然制冷剂R290用于热泵干衣机能效实验研究[J].制冷学报,2022,43(4): 69-76. (Liu Yongli, Shao Shuangquan. Experimental study on energy efficiency of heat pump clothes dryer with natural refrigerant R290 [J]. Journal of Refrigeration, 2022, 43 (4): 69-76.)
- [3] 段海洋,章松发,张阳,等.干衣机负载量分档识别的深度学习方法应用[C]//2025年中国家用电器技术大会论文集,2025: 11-16. (Duan Haiyang, Zhang Songfa, Zhang Yang, et al. Application of deep learning algorithms for load level classification and identification in clothes dryers[C]//2025 China Household Appliances Technology Conference, 2025: 11-16.)
- [4] 李鸿鹏,于彩侠.基于软件算法提升洗衣干衣机智能判干性能的尝试与研究[J].家电科技,2022(S1): 686-692. (Li Hongpeng, Yu Caixia. Attempt and research on improving intelligent drying performance of household washer and dryers based on software algorithm[J]. Journal of Appliance Science & Technology, 2022 (S1): 686-692.)
- [5] 魏嘉玥,单玲璇,王忠卿,等.基于MEMS温湿度传感器的小负载智能判干研究[C]//2025年中国家用电器技术大会论文集,2025: 284-289. (Wei Jiayue, Shan Lingxuan, Wang Zhongqing, et al. Research on intelligent dryness detection for small-load using MEMS temperature and humidity sensors[C]//2025 China Household Appliances Technology Conference, 2025: 284-289.)
- [6] 王召兵,赵弇锋,徐雯婷,等.电容智能判干在家电的研究及应用[C]//2024年中国家用电器技术大会论文集,2024: 219-227. (Wang Zhaobing, Zhao Yanfeng, Xu Wenting, et al. Research and application of capacitor intelligent stem in home appliances [C]//2024 China Household Appliances Technology Conference, 2024: 219-227.)
- [7] 吕艳芬,许升,宋华诚,等.红外判干技术在干衣机上的研究与应用[C]//2023年中国家用电器技术大会论文集,2023: 1199-1205. (Lv Yanfen, Xu Sheng, Song Huacheng, et al. Research and application of infrared temperature measurement to judge the drying clothes [C]// 2023 China Household Appliances Technology Conference, 2023: 1199-1205.)
- [8] 李日新,刘和成,欧汝浩,等.基于多层感知机的干衣机智能湿度预测模型研究[C]//2021年中国家用电器技术大会论文集,2021: 1104-1109. (Li Rixin, Liu Hecheng, Ou Ruhao, et al. Research on intelligent humidity forecasting model of clothes dryer based on multi-layer perceptron [C]//2021 China Household Appliances Technology Conference, 2021: 1104-1109.)
- [9] Zambonin G, Altinier F, Beghi A, et al. Machine learning-based soft sensors for the estimation of laundry moisture content in household dryer appliances [J]. Energies, 2019, 12(20): 3843.
- [10] Hernandez-Bautista A J, Cetina-Quñones A J, Messina S, et al. Predictive modeling and sensitivity analysis to optimize the efficiency and operation conditions of the drying process [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2025, 48(1): 13.
- [11] Lv Qing, Chen Shiqi, Fu Chao, et al. PO-BP neural network-based temperature prediction for tobacco drying machines[J/OL]. Measurement and Control, 2026. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00202940251408648>.

- [12] Dai Jianwu, Du Yingqing, Zeng Qi, et al. Evaluation and modeling of drying kinetics and quality changes of bamboo shoots under air-impingement drying based on parameter intelligent control[J]. LWT-Food Science and Technology, 2026, 241: 119110.
- [13] Madrigal S, Gallinad R, Vicario J L, et al. Improving energy distribution in collective self-consumption *via* XGBoost-based allocation coefficients prediction [J]. Applied Energy, 2026, 409: 127469.
- [14] Zhu Xinyi, Shen Xiaoyan, Chen Kailiang, et al. Research on the prediction and influencing factors of heavy duty truck fuel consumption based on LightGBM [J]. Energy, 2024, 296: 131221.
- [15] Ramalingam K. Ai-driven optimization and engine evaluation of Palmyra biodiesel synthesized *via* cobalt chromite catalysis[J]. Energy Conversion and Management, 2026, 352: 121100.
- [16] 赵嘉俊, 单联瑜, 陈壮, 等. R290热泵干衣机蒸发器流动传热特性研究[J]. 流体机械, 2026, 54(1): 84-92. (Zhao Jiajun, Shan Lianyu, Chen Zhuang, et al. Study on flow and heat transfer characteristics of R290 heat pump dryer evaporator [J]. Fluid Machinery, 2026, 54 (1) : 84-92.)
- [17] Mohammed R H, Bhagwat R, Schmid M, et al. Development and lab testing of an efficient semi-open heat pump dryer[C]//2026 ASHRAE Winter Conference, 2026.
- [18] GB/T 20292—2019 家用滚筒式干衣机性能测试方法[S]. (GB/T 20292—2019 Methods for measuring the performance of tumble dryers for household use[S].)
- [19] Nii-Armah Mettle H, Osei G, Winchester E A, et al. Enhancing telecom customer churn prediction through hyperparameter tuning and soft-voting ensemble modeling [J]. Applied Computational Intelligence and Soft Computing, 2026, 2026: 7620084.
- [20] 舒展, 马依兰, 聂凯峰, 等. 基于OOD技术的网络告警日志高置信度研判方法[J]. 信息安全, 2026, 26(4): 626-641. (Shu Zhan, Ma Yilan, Nie Kaifeng, et al. A high-confidence assessment method for network alarm logs based on OOD technology [J]. Netinfo Security, 2026, 26(4): 626-641.)

通信作者简介

廖敏,男,高级工程师,小米科技(武汉)有限公司,18578272392, E-mail: liaomin1@xiaomi.com。研究方向:家电智能监测与控制,热泵系统设计开发。

About the corresponding author

Liao Min, male, senior engineer, Xiaomi Technology (Wuhan) Co., Ltd., 86-18578272392, E-mail: liaomin1@xiaomi.com. Research fields: intelligent monitoring and control of household appliances, design and development of heat pump systems.