

面向嵌入式超声波水表的轻量级 LightGBM 框架设计

石盼¹ 何锦涛¹ 杨文斌²

1 同济大学浙江学院 2 嘉兴职业技术学院

DOI:10.32629/etd.v6i5.16844

[摘要] 超声波水表因其高精度和长寿命逐渐取代传统机械水表,成为智能计量的重要方向。然而,嵌入式超声波水表受限于微控制器的内存、算力与功耗,直接部署复杂的机器学习模型面临困难。本文提出了一种面向嵌入式系统的轻量级LightGBM框架设计方法。该方法基于时差法原理,结合实验采集的多工况流量数据,首先建立基准模型,并通过与线性回归和岭回归进行对比实验,验证了LightGBM的预测优势。在此基础上,本文设计了包含特征筛选、模型剪枝、参数量化与代码生成的轻量化流程,有效降低了模型存储规模与计算复杂度,实现了在资源受限硬件上的高效运行。实验结果表明,轻量LightGBM在精度与稳定性方面均优于线性模型,在测试集上的MAE仅为25.65L/h,约为线性模型的50%,同时RMSE降低至77.80L/h,具备良好的泛化性能和工程应用价值。本文的研究为超声波水表的嵌入式智能化计量提供了可行的技术路径。

[关键词] 超声波水表; LightGBM; 模型轻量化; 嵌入式系统; 边缘计算; 机器学习

中图分类号: TV149.2 **文献标识码:** A

Lightweight LightGBM Framework Design for Embedded Ultrasonic Water Meters

Pan Shi¹ Jintao He¹ Wenbin Yang²

1 Zhejiang College of Tongji University 2 Jiaxing Polytechnic

[Abstract] Ultrasonic water meters, due to their high precision and long service life, are gradually replacing traditional mechanical water meters and have become an important direction for intelligent metering. However, embedded ultrasonic water meters are limited by the memory, computing power and power consumption of microcontrollers, making it difficult to directly deploy complex machine learning models. This paper presents a lightweight LightGBM framework design method for embedded systems. This method is based on the principle of time difference method and combines the multi-condition flow data collected experimentally. Firstly, a benchmark model is established, and the predictive advantages of LightGBM are verified through comparative experiments with linear regression and ridge regression. Based on this, this paper designs a lightweight process including feature screening, model pruning, parameter quantization and code generation, effectively reducing the model storage scale and computational complexity, and achieving efficient operation on resource-constrained hardware. The experimental results show that the lightweight LightGBM outperforms the linear model in both accuracy and stability. The MAE on the test set is only 25.65 L/h, approximately 50% of that of the linear model, while the RMSE is reduced to 77.80 L/h, demonstrating excellent generalization performance and engineering application value. The research in this paper provides a feasible technical path for the embedded intelligent measurement of ultrasonic water meters.

[Key words] Ultrasonic water meter; "LightGBM; Model lightweighting; Embedded system; Edge computing; Machine learning

引言

水资源的精确计量与高效管理是智慧城市建设的核心环节之一^[1]。传统的机械式水表存在始动流量高、压损大、易磨损和精度随使用年限下降等问题,已难以满足现代水务管理的需

求^[2]。超声波水表利用时差法(Time-of-Flight, ToF)或多普勒效应原理进行流量测量,彻底消除了机械磨损,具有量程极宽、精度高、寿命长等突出优势,正迅速成为民用和工业用智能水表市场的主流^[3]。

近年来,机器学习技术,特别是在回归预测任务上表现出色的树模型(如随机森林、GBDT),为构建数据驱动的误差补偿模型提供了强大工具。LightGBM作为一种高效的GBDT实现,以其训练速度快、内存消耗低、准确率高而著称^[4-6]。理论上,通过收集大量在不同工况下的超声波原始信号(如飞行时间、信号强度、波形特征等)和对应的真实流量值,可以训练一个LightGBM模型,以端到端的方式学习从多特征输入到最终流量值的复杂映射关系,从而有效克服传统方法的局限性^[7]。

然而,直接将训练好的LightGBM模型部署于超声波水表的嵌入式微控制器(MCU)上面临巨大挑战:(1)内存限制:主流MCU(如STM32L4系列)的RAM通常只有几十到几百KB,而一个未经处理的LightGBM模型可能包含数百棵树,每棵树有大量节点,模型文件大小轻松超过1MB;(2)算力限制:MCU的主频较低(通常在几MHz到两百MHz),进行大量的浮点决策判断和累加运算耗时较长,可能无法满足水表实时测量的频率要求(通常要求响应时间在百毫秒级内);(3)功耗限制:频繁的高负荷计算会急剧增加功耗,与水表要求电池供电运行数年(通常6-10年)的目标相悖^[4]。

为解决上述问题,本文旨在研究并设计一个完整的轻量级LightGBM框架,实现从模型训练、压缩到嵌入式部署的全流程。并对比了LightGBM模型与其他模型的性能。

1 超声波计量原理

本文研究的超声波水表采用时差法测量原理。其工作方式如图1所示:超声波换能器1和2(简称为T1、T2)竖直安装在测量管道的上方。

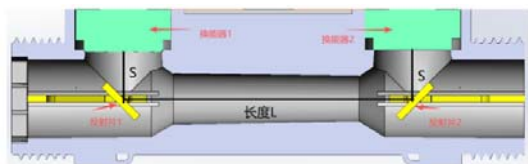


图1 超声波水表的测量原理

测量时,控制器驱动T1发射超声波脉冲,脉冲经过45°安装的反射片1的反射后,水平到达下游的反射片2,再经过反射片2的反射,达到T2,形成顺流时间 t_{down} ;同理,T2发射超声波,经过与上述相反的路径达到T1,形成逆流时间 t_{up} 。 t_{down} 和 t_{up} 的计算方法为:

$$t_{down} = \frac{S}{c} + \frac{L}{c+v} + \frac{S}{c} \quad (1)$$

$$t_{up} = \frac{S}{c} + \frac{L}{c-v} + \frac{S}{c} \quad (2)$$

其中,L为反射片1与2之间的中心距离,S为换能器发射面到换能器的中心距离,c为流体中的声速,v为流体平均线速度。将式(2)减去式(1),可以得到飞行时间差 Δt 为:

$$\Delta t = t_{up} - t_{down} = \frac{L}{c-v} - \frac{L}{c+v} = \frac{2Lv}{c^2 - v^2} \quad (3)$$

由于实际中,超声波在流体中的传播速度c大约为1500m/s,

远大于流体的平均线速度v(DN15管道,体积流量为2.5m³/h时,v \approx 4m/s),因此 $c^2 - v^2 \approx c^2$,式(3)化简为:

$$\Delta t \approx \frac{2Lv}{c^2} \quad (4)$$

将式(4)整理,得到线速度v的表达式为:

$$v = \frac{c^2 \Delta t}{2L} \quad (5)$$

再结合管道的横截面积,可以计算出流体的流量体积Q(m³/h)。

然而,上述推导基于理想假设:流体为均匀满管、流速在管道截面上呈对称分布、声速恒定等。但在实际应用中,误差主要来源于:

流速分布影响:管道中心流速快,管壁流速慢,实测的飞行时间差 Δt 反映的是声路上的线平均流速,而非整个截面的面平均流速,一般需要乘上与雷诺数(Re)相关的修正系数K。

流场扰动:阀门、弯头等导致的涡流和不对称流会破坏流速分布的对称性,使修正系数K发生剧烈变化。

气泡与颗粒物:气泡会散射和反射声波,导致飞行时间测量不准或信号丢失。

温度变化:声速c是温度的函数,虽然时差法理论上消除了声速,但其高阶项和实际计算时的近似仍会引入温度漂移误差。

为了解决上述因素引入的计量误差,传统的DSP方法试图通过建立K与雷诺数的查表、增加温度传感器进行补偿、设计复杂滤波算法等方式来应对,但效果和适应性均存在瓶颈。

2 LightGBM算法基础

2.1 LightGBM

LightGBM算法的全称是Light Gradient Boosting Machine,由微软提出,是梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)算法的一种高效实现。GBDT通过集成多个弱分类器(决策树),以梯度提升的方式逐步减小预测误差,最终形成一个强大的预测模型。LightGBM专注于提升训练速度、降低内存消耗并优化大规模数据处理。它的核心优化在于:

基于直方图的算法:将连续特征值离散化到bin中,构建特征直方图。决策树分裂时,基于直方图寻找最优分裂点,极大减少了计算量和内存占用^[5]。

单边梯度采样(GOSS):保留梯度大的样本,对梯度小的样本进行随机采样,在几乎不损失精度的情况下加快了训练速度。

互斥特征捆绑(EFB):将互斥的特征(很少同时取非零值)捆绑在一起,减少特征维度,进一步提高效率。

这些特性使得LightGBM非常适合处理表格型数据,并在精度和效率间取得优异平衡,成为本研究选择其作为基础模型的原因。

2.2 模型轻量化技术

为使LightGBM模型能在MCU上运行,需采用以下轻量化技术:

模型剪枝(Pruning): 决策树模型天然具有一定的冗余性。通过剪枝,可以移除对整体预测贡献较小的子树或叶子节点。本文采用基于重要性的剪枝,首先计算每个分裂节点的重要性(通常基于该节点被用于分裂的次数或带来的损失减少总量),然后按重要性从低到高的顺序剪枝节点,并在验证集上监控精度损失,实现模型复杂度和精度的权衡。

量化(Quantization): 将模型中32位浮点数(FP32)的权重(如叶子节点的输出值、分裂阈值)转换为低精度整数(如INT8)。量化过程包括:

确定缩放比例(Scale): 对于权重张量W,计算其最大值W_{max}和最小值W_{min}:

$$Scale = \frac{W_{max} - W_{min}}{255} \quad (6)$$

量化(Quantization): 将浮点权重W映射到8位整数范围(0-255)。

反量化(Dequantization): 恢复浮点近似值:

$$W_{dequant} = W_{int8} \times Scale + W_{min} \quad (7)$$

在MCU上,整数运算远比浮点运算更快、更节能。虽然会引入少量精度损失,但通过训练后量化(Post-Training Quantization)或量化感知训练(Quantization-Aware Training)可以将其影响降至最低。

模型编译与代码生成: 将剪枝和量化后的模型结构(树的分裂节点、叶子节点)转换为高效的、平台相关的C代码。这避免了在MCU上解析通用模型格式(如ONNX)的开销。生成的代码通常是大量if-else语句的嵌套,或者更优化的查找表形式,直接硬编码在程序中,实现了极致的推理速度。

3 实验设计

3.1 数据采集与特征工程

本研究与某水表企业合作,在其高精度流量检定装置上进行数据采集。实验平台由标准表(更高精度)、待测超声波水表、恒温水槽、循环泵和控制系统组成。采集了DN20管道量程比R=800全量程(0.005m³/h~5.0m³/h)、不同温度(5℃~55℃)等多种工况下的数据。

原始特征包括:

时差相关: 顺流飞行时间t_{up}、逆流飞行时间t_{down}、计算出的原始时差Δt。

信号质量: 上下游信号的幅度、信噪比(SNR)。

环境参数: 由试验台入水口和出水口温度传感器测得的流体平均温度(T)。

辅助特征: 根据物理公式计算出的理论流速v_{init}、声速(c)、雷诺数(Re)的估计值。

特征工程: 基于领域知识构造新特征,如: 上下游信号幅度的比值和差值; 基于理论流速和管径计算的雷诺数(Re)。

首先统一进行数值化和缺失值填充。所有数值型特征采用

中位数填充,以增强模型的鲁棒性。目标变量为对应的流量值Flow。

输出目标为经由标准表标定的真实体积流量值。数据集总计包含约2268条训练集样本,252条测试集样本。

3.2 模型训练与基线建立

实验采用5折分层交叉验证与独立测试集验证相结合的方式。为了适应不同的算法特性:

线性回归与岭回归: 在训练前通过RobustScaler进行特征缩放,降低异常值的影响。

轻量LightGBM: 直接使用原始特征进行训练。

LightGBM的核心参数设置如下:

num_leaves=15

max_depth=3

learning_rate=0.1

n_estimators=50

device=cpu

训练流程如图2所示,包含数据预处理、交叉验证训练、性能评估及测试集验证等步骤。

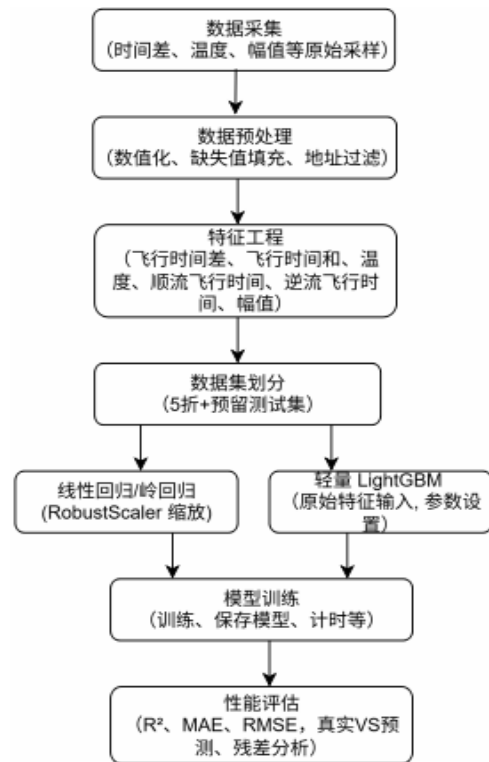


图2 模型训练流程图

3.3 轻量化流程设计

为实现LightGBM模型在资源受限的嵌入式超声波水表中的应用部署,本文设计的轻量化流程如图3所示。该流程以模型剪枝(Pruning)与参数量化(Quantization)为核心技术支柱,旨在从根本上压缩模型体积、降低计算复杂度,并实现与嵌入式硬件的深度协同。

首先通过特征重要性分析筛选出关键输入变量, 以降低问题维度。随后, 执行关键的模型剪枝操作, 采用基于贡献度的剪枝策略, 移除决策树中重要性较低的枝叶与节点, 生成一个结构稀疏、参数精简的轻量模型, 为后续深度压缩奠定基础。参数量化压缩主要对剪枝后模型的权重执行低比特量化, 将原本32位的浮点参数 (FP32) 非均匀映射至8位 (INT8) 或16位 (INT16) 整数域, 极大减少了模型对存储空间与内存带宽的占用。

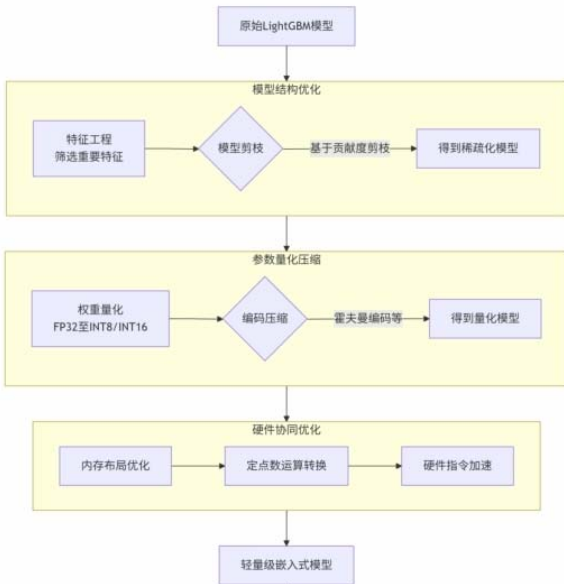


图3 LightGBM轻量化设计总体流程图

4 实验结果与讨论

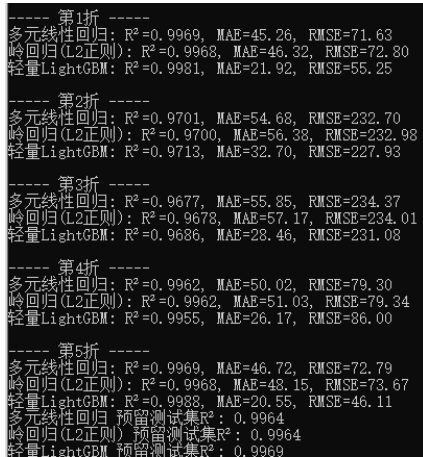


图4 模型五折验证的详细结果图

为全面评估不同模型在流速预测任务中的性能, 对多元线性回归、岭回归 (L2正则化) 以及轻量LightGBM三种模型进行了5折交叉验证, 运行结果如图4所示。各折次的R^2、MAE与RMSE指标结果表明, 三类模型均能够在整体上较好地拟合实验数据, 但在预测精度和稳定性方面存在明显差异。多元线性回归与岭回归在各折次中表现基本一致。二者的R^2均维持在0.97以上, 说明线性方法能够有效捕捉数据的主要趋势。然而, 在误差指标上, MAE通常在45-57L/h之间, RMSE范围则为70-235L/h。其中, 第2折和

第3折出现了明显偏高的RMSE, 反映出线性模型在部分数据分布下的拟合能力不足, 存在一定的泛化局限性。相比之下, 轻量LightGBM在所有折次中均取得了更优的结果。其MAE显著降低至20-33L/h, RMSE控制在46-231L/h, 整体较线性模型减少约40%以上。同时, R^2保持在0.968-0.999, 尤其在第1折与第5折中达到最佳水平, 显示出较强的拟合精度与稳定性。即使在第2折和第3折整体精度下降的情况下, LightGBM依然保持相对优势。

三种模型验证的平均性能数据结果如表1所示。结果表明, 三种模型均能较好地拟合流量, R^2均在0.996以上, 其中LightGBM在MAE与MSE指标上明显优于线性模型。尤其是MAE, 只有另外两种模型的50%左右, 极大提升了模型预测精度。

表1 三种模型在测试集上的性能比较

Table with 5 columns: Model, R^2, MAE (L/h), RMSE (L/h), Model Size (Bytes). Rows include Multivariate Linear Regression, Ridge Regression (L2), and Lightweight LightGBM.

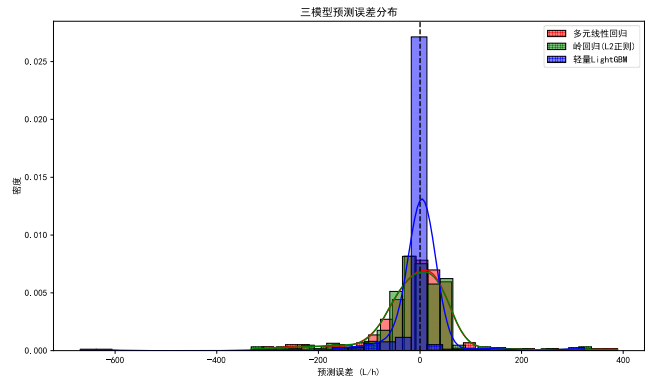


图5 三种模型预测误差分布图

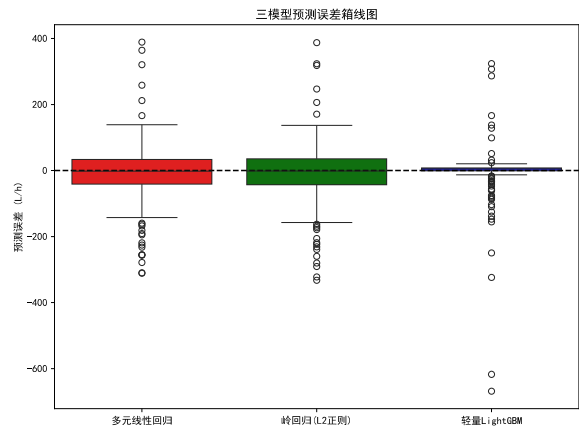


图6 三种模型预测误差箱线图

图5和图6为三种模型的预测误差的分布图和箱线图。多元线性回归和岭回归 (L2) 模型的预测误差总体呈对称分布, 但存在较明显的长尾现象, 在高流量样本处出现较大绝对误差 (约±

150L/h)。相比之下,轻量LightGBM的预测误差分布更为集中,误差峰值接近零,说明其在不同流量区间均能保持较小偏差,尤其在高流量样本上表现更为稳定。整体来看,轻量LightGBM的误差分布较窄且峰值更高,表明其能够较好地拟合水表流量的非线性关系。箱线对比图上看:轻量LightGBM的中位数误差接近零,四分位间距(IQR)明显小于线性模型,说明其在大多数样本上误差较小且波动稳定。多元线性回归和岭回归(L2)出现了更多高误差异常值,而轻量LightGBM异常值数量较少,进一步证明其在极端流量条件下仍能保持较好的预测精度。

5 小结

本文针对超声波水表在实际应用中面临的精度补偿与嵌入式部署难题,提出并实现了一种轻量级LightGBM框架设计方法。研究工作从超声波时差法原理出发,构建了包含特征工程与模型训练的完整流程,并通过多元线性回归、岭回归与LightGBM的对比实验验证了其有效性。在模型性能层面,轻量LightGBM显著降低了预测误差,并在误差分布与箱线图分析中展现出更好的稳定性。通过剪枝、量化与模型编译等轻量化技术,模型在嵌入式硬件上实现了高效运行,兼顾了精度与资源约束。

总体而言,本文提出的轻量LightGBM框架不仅提升了超声波水表的计量性能,也为边缘计算场景下的机器学习模型压缩与部署提供了参考。未来研究将进一步探索量化感知训练、模型蒸馏等先进方法,以在保持精度的同时进一步提升轻量化水平,从而推动智能计量设备在智慧水务和物联网中的广泛应用。

[基金项目]

浙江省教育厅一般科研项目(Y202250242),嘉兴公益性研究

计划项目(No.2024AY10054)。

[参考文献]

- [1]罗文杰.高精度微功耗户用超声波水表的设计[J].中国计量,2017(1):3.
- [2]王璐.小流量超声波水表的研究[D].山东建筑大学,2014.
- [3]谢炎昆.基于孤立森林算法的用水异常监测研究[D].北京邮电大学,2021.
- [4]Puri S,Soni A,Choudhary V.Inception and LightGBM-based Model for Poly-Cystic Ovary Syndrome Detection with CNN in Ultra-sound Images[J].2024 4th Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON),2024:1-8.DOI:10.1109/asiancon62057.2024.10837939.
- [5]赵冬梅,郑亚锐,谢家康,等.基于轻量级梯度提升机和生成对抗网络的含风电电力系统频率稳定评估[J].电网技术,2022,46(8):10.
- [6]王洁,李金泽,王子瞳,等.改进鲸鱼优化LightGBM的可解释心脏病风险预测模型[J].Beijing Youdian Xueyuan Xuebao/Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications,2023,000(6):7.
- [7]陈文韬,陈殷婕,钱炳炯,等.一种基于机器学习的超声波水表零流量检测方法和装置:202510494049[P][2025-09-19].

作者简介:

石盼(1983-),男,汉族,湖北黄冈人,硕士研究生,同济大学浙江学院副教授,研究方向:嵌入式系统、智能仪器仪表。