

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2104549

基于 DC-SAM 液位识别模型的非满管流量计*

张 禾 苟 林 梁海波

(西南石油大学机电工程学院 成都 610500)

摘 要:在工业生产过程中超声流量计凭借非接触测量、适用多种流体介质等优点发挥着重要作用。针对目前超声流量检测抗干扰能力差,检测精度较低等问题,提出了一种结合模式识别的四声道非满管超声流量计;该系统通过带浮点运算的高性能 ARM 处理器进行 FFT 运算,求出四声道的综合流速;配合边缘计算芯片来识别出管道的液位,并基于液位修正模型提升识别稳定性。在液位识别模型中利用特征提取模块和空间注意力机制模块来提取有效特征,使用随机森林进行液位分类。实验结果表明,DC-SAM 算法相对于其他模型更快收敛,准确率达到 96. 6%;该系统在流量实验中,对比标定流量计能达到 96. 5% 的准确度,且具有较好的线性度;可以准确识别液位和流量,在保持较高测量精度的同时满足检测的稳定性要求。

关键词:非满管测量;DC-SAM;超声流量计;液位识别

中图分类号: TB551 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 1099

Non-full tube flowmeter based on DC-SAM liquid level identification model

Zhang He Gou Lin Liang Haibo

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: In the industrial production process, ultrasonic flowmeter plays an important role with the advantages of non-contact measurement and suitable for various fluid media. Aiming at the problems of poor anti-interference ability and low detection accuracy of ultrasonic flow detection, a four-channel non-full tube ultrasonic flowmeter combined with pattern recognition is proposed. The system uses a high-performance chip with floating point operation for FFT calculation and calculates the integrated velocity of four channels, and identifies the liquid level of the non-full pipe with the edge calculation chip, and then improves the identification stability through the liquid level correction model. In the liquid level recognition model, the feature extraction module and the spatial attention mechanism module are used to extract the effective features, and the random forest classification module is used to classify the liquid level. The experimental results show that the DC-SAM algorithm can converge faster than other models, and the accuracy can reach 96. 6%. In the flow experiment, the system can achieve 96. 5% accuracy and good linearity compared with the calibrated flowmeter. The system can accurately identify liquid level and non-full pipe flow, and meet the stability requirements of detection while maintaining high measurement accuracy, which proves the feasibility of operation and deployment of edge calculation in ultrasonic flow detection.

Keywords: non-full tube measurement; DC-SAM model; ultrasonic flowmeter; liquid level to identify

0 引 言

流量监测是工业生产过程中不可缺少的一环,流量的监测效果直接关系到工业生产的走向^[1]。超声流量计因其准确度高,可实现非接触测量,受到学者广泛关注并

被不断改进。为了提高超声流量计精度,ZOOM-FFT 细化谱分析方法被引入超声频谱计算中^[2],该方法提高了流量检测精度,但所采用的测量方法对硬件要求较高。郭利等^[3]尝试采用将多普勒速度传感器和液位传感器相结合的方式,设计非满管测量超声波流量计,其可以识别液位高度和流量,但在非接触式测量要求较高的环境下,

液位传感器会在使用中受限。Hitmi 等^[4]结合超声脉冲回波强度和多普勒频移频率,对由空气、油和水组成的流体介质进行超声检测和测量,提高了传统超声测量的精度;同时 Gerasimov 等^[5]提出超声瞬变流量计数字信号处理方法,该方法可以提高超声信号中传播时差或信号之间时间延迟的测量精度,但该方法仅在仿真中得到验证。

随着神经网络等的深度学习方法的快速发展,为解决各个领域的预测和分类问题提供了新的可能。对此,有关学者尝试将神经网络用于改进超声波流量计。郭文光等^[6]针对大口径非满圆型管超声波流量计中精度差的问题,依据现有理论算法,提出了基于速度-高度-神经网络算法的检测系统,提高了液位检测的精度和效度,但在完善模型算法训练上还存在一定难度。同样,Gu 等^[7]针对市面上缺乏大管径流量计的现状也研制了一种大型管式径流测量仪,该产品凭借超声波技术传感器阵列,测量精度可达到 5%,并能满足现场测量的要求。

工业生产流程复杂性不断增加,这对流量检测的准确性和适用性提出了更高的要求。Nguyen 等^[8]为实现高质量跨时超声流量测量,提出了一种结合 XCorr 和 RNN 的智能超声波流量计,该方法准确率较高,证明了神经网络在超声流量检测上部署的可行性。而为满足非接触测量要求,Zhu 等^[9]等基于 AIN+PMUT 设计出了一款新型超声液体流量计,将传感器安装在管道外,并采用插值方法来降低信号采样频率、降低对系统的硬件要求。

梳理相关文献发现,融合神经网络的超声流量计因其较高的准确度而逐渐成为主流,但现有成果缺乏对非满管情况下大管径流量的测量研究。特别是在非接触测量要求较高的环境下,管道的液位尽量避免使用液位传感器直接测量。基于此,本文基于 DC-SAM 液位识别模型设计出一种四声道的非满管超声流量计。该硬件模块以带浮点运算的高性能芯片为主控制器进行流速计算,并引入边缘计算模块进行液位模型解析。最后,根据管道平均流速和液位计算出流量。该系统不仅能够实现对非满管流速、液位和流量的检测,同时还能凭借非接触式测量优势,有效保证了流量检测装置的可靠性,具有灵敏度高、响应速度快、测量准确等特点。

1 方案介绍

1.1 流速测量原理

流速测量方法选取多普勒法,在超声多普勒流量测量中用 4 对探头倾斜安装在管道外围,入射频率为 1 MHz,测量截面原理如图 1 所示。

图 1 中一对探头以频率 F_s 和角度 θ 发射一串连续超声信号,经声楔和管壁后进入管道内流体,流体速度为 v ,随后超声信号在流体中的沙粒、气泡等颗粒物质表面

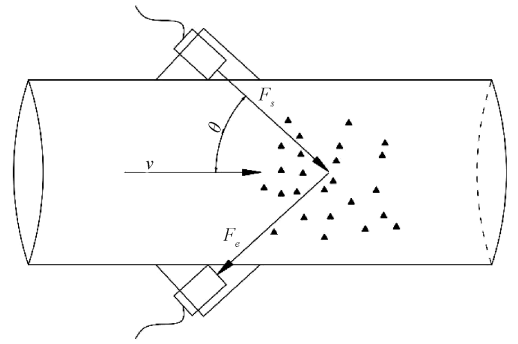


图 1 多普勒测量原理垂直截面图

Fig. 1 Vertical section of Doppler measurement principle

发生散射并以频率 F_e 返回接收探头。根据多普勒频率可得出式(1):

$$F_e = \left(\frac{c + v \cos \theta}{c - v \cos \theta} \right) F_s \quad (1)$$

其中, c 为流体中的声速, θ 为探头与管道水平面的夹角,该夹角经过多次测试后确定 42.5° 时信号最大且波形容易识别。此外,因超声频率较高,难以被处理器直接采集识别^[10],所以需要提取出多普勒频移的频率,多普勒频移公式如(2)所示。

$$F_r = F_e - F_s = F_s \left(\frac{2v \cos \theta}{c - v \cos \theta} \right) \quad (2)$$

频率 F_r 通过采集信号计算得出,代入式(2)后可推导出流速 v ,其中声速 c 远大于流速分量 $v \cos \theta$,故将其简化后得到流速计算公式如式(3)所示。

$$v = \frac{F_r (c - v \cos \theta)}{2 F_s \cos \theta} = \frac{F_r c}{2 F_s \cos \theta} \quad (3)$$

其中,求取频率差值 F_r 时需要用到硬件的混频电路,接收的频率 F_r 和本振频率 F_s 进行混频,其中 $F_s = F_r - 1 \text{ kHz}$,所以在无流速时也能接收到 1 k 的频率信号,以便区分设备是否正常工作。混频后会产生一个高频信号和低频信号的叠加信号^[11],在这个叠加信号的基础上进行低通滤波,最后对该低频分量进行模数转换并采集,采集的频率分辨率为 $\Delta f = f_s / N$,因而更高的采样频率 f_s 和更多的采样点数 N 可以增加频率分辨率。采用四声道的设计可以得到 4 个采样信号,该模拟信号后经 FFT 变换后由时域信号转换为频域信号,然后对频域信号进行取模^[12],找出取模最大值对应频率 F_r ,以待后期计算。此外采用高斯-雅可比数值积分法,并通过声道位置坐标和权重因子^[13]来求出管道截面平均流速。

1.2 液位修正方法

该系统采用多声道超声信号进行检测,没有加装液位传感器来单独检测液位。在计算流量时需已知流速和液面高度,因此在进行液位识别时增加边缘计算芯片进行液位神经网络模型的解析计算。首先对四声道超声数

据样本的像素帧进行液位分类,然后结合流速计算得到对应的流量。为了兼顾神经网络模型识别的准确性和稳定性,在液位分类结果输出后加入液位修正模型。流量的计算及修正过程如图2所示。

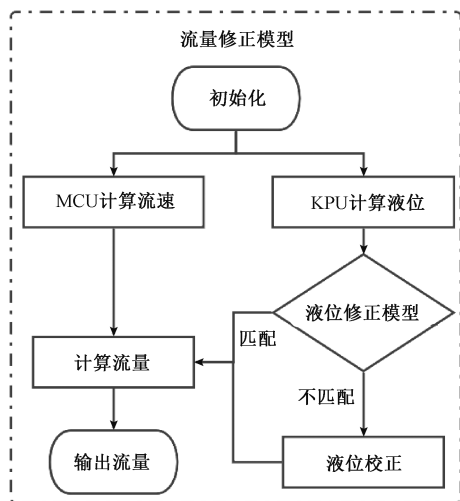


图2 流量计算过程

Fig. 2 Flow calculation process diagram

在液位修正模型中,每次计算流量前会分别计算出两个液位值,一个是 KPU 计算出的液位分类结果,另一个是用流速-液位关系公式计算的的经验液位值。将以上两个液位值进行比对,如两者液位差距较大则将 KPU 分类出来的液位值修正为经验液位值。对非满管截面图进行分析来求出流速-液位关系公式,如图3所示。

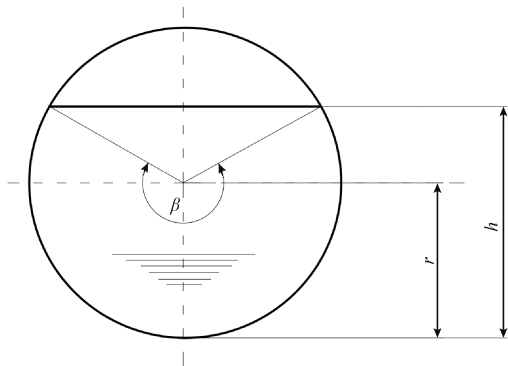


图3 非满管截面示意图

Fig. 3 Non-full pipe section diagram

在非满管截面示意图中, r 表示管道半径, h 表示液位, β 为液面角度。可以推导出式(4)~(6)。

$$\beta = 2\arccos\left(\frac{r-h}{r}\right) \quad (4)$$

非满管的流通截面积 A , 水力半径 R 可表示为:

$$A = \frac{r}{2}(\beta - \sin\beta) \quad (5)$$

$$R = \frac{r(\beta - \sin\beta)}{2\beta} \quad (6)$$

将式(5)和(6)代入法国工程师谢才提出的谢才公式得到式(7)求出流速 v , 其中 n 和 j 为固定系数^[14]。

$$v \approx \frac{1}{n} \sqrt{\left(\frac{r}{2} \cdot \frac{\beta - \sin\beta}{\beta}\right)^3} \cdot \sqrt{j} \quad (7)$$

对式(7)中 β 求导得:

$$\frac{dv}{d\beta} = \frac{r^2}{2n} \sqrt{\frac{r^3}{8}} \cdot \sqrt{j} \cdot \frac{\sin\beta - \beta\cos\beta}{\sqrt{\beta^5(\beta - \sin\beta)}} \quad (8)$$

可得知当 $\sin\beta - \beta\cos\beta = 0$ 时,管道的流速最大,此时 $\beta \approx 257^\circ$,液面高度 $h \approx 1.63r$ 。将式(5)代入式(7)后可得到液位和流速的关系公式。

该方法既充分利用了神经网络识别准确度高、可训练拓展等优点,又通过修正模型解决了因训练样本特征不足和环境干扰等因素带来的误分类问题。

1.3 硬件整体结构

根据上文的工作原理,设计了电路结构图,可分为超声波控制板和换能器驱动板,如图4所示。一个换能器驱动板接一对探头,分模块化设计能方便后期拓展探头数量和电路设计过程中的调试。

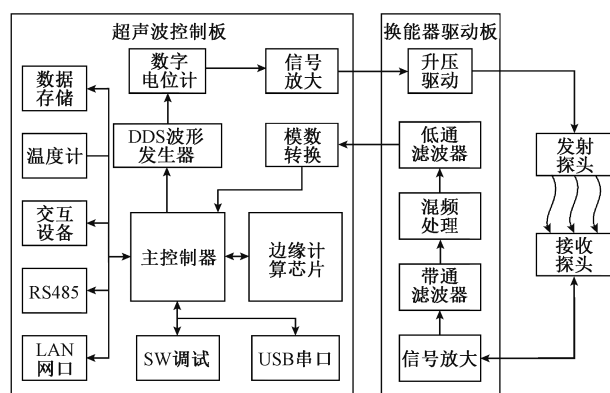


图4 电路原理图

Fig. 4 Circuit schematic diagram

1) 控制板单元

在工作过程中,通过 IIC 控制 DDS 波形发生器产生 1 MHz 方波,经信号放大后用屏蔽线输送到换能器驱动板,待后续接收到返回的频率信号后,启动模数转换获取电压信息并保存在存储单元。

主控制器负责整个工作流程的运行,并对接收到的频率信号进行适当的滤波、计算和保存^[15]。此外将接收到的4个探头数据排列转换成 128×128 的图像格式,并传输到边缘智能计算芯片中进行模式识别;根据得到分类后的液位结果和 FFT 变换后预测的流速,计算出流量。

其中边缘智能计算芯片内部带有 KPU 和硬件 FFT,可以运行神经网络训练出来的 KMODE 模型,工作时负

责把主控制器传输过来的数据帧代入 KPU 中进行计算并标记出分类结果,超声波控制板功能流程图如图 5 所示。

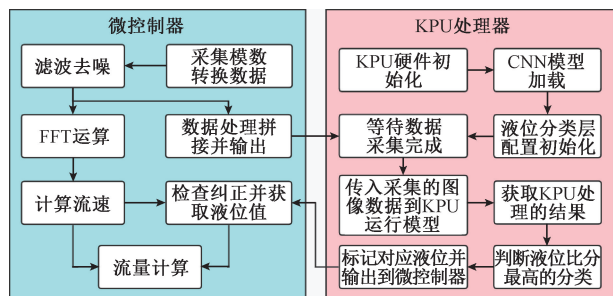


图 5 功能流程图

Fig. 5 Functional flow chart

2) 驱动板单元

在换能器驱动板中,升压驱动模块主要由大功率 MOS 驱动管和变压器来实现。先将超声波控制板输出的驱动信号电压放大至 100 V 以上,并以此驱动发射探头。超声信号经过管道后会有较大信号衰减,所以到达接收探头时,晶振的反馈信号仅为 100 mV 左右,因而换能器驱动板接收到探头信号后需由信号放大模块将信号放大至约 3 V。

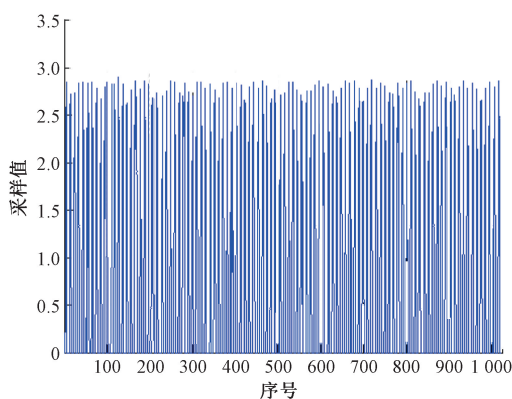
由于共有 4 对探头,为避免探头间的信号串扰,每对探头采取分时工作方式且工作间隔时间大于 2 ms。此外为避免接收到的信号受到其他因素的干扰,需将信号通过带通滤波器滤波来得到指定频率带的信号,随后将信号送至混频器;混频器将两个信号相乘,再利用低通滤波器滤除高频信号^[16]即可得到所需的低频信号,如图 6(a)所示;将该低频信号进行 FFT 变换后的频谱图如图 6(b)所示。

根据超声工作原理,多普勒法测得的管道流速为超声路径中的最大流速。实验发现 4 个探头可以更加准确地测量整个管道截面,减少死区的流速盲点,满足测量的精度需求^[17]。此外,在流量计算中需求出管道液位高度,并通过 4 个探头之间的接收频率关系建立液位计算模型。但由于实际建立液位数学模型时很难做到精确预测,尤其当流体表面浪涌较大时,液位误差会加大,所以在利用神经网络模型实现对液位的预测时^[18],加入前文的液位修正模型来提高计算结果的稳定性。

2 液位模型设计

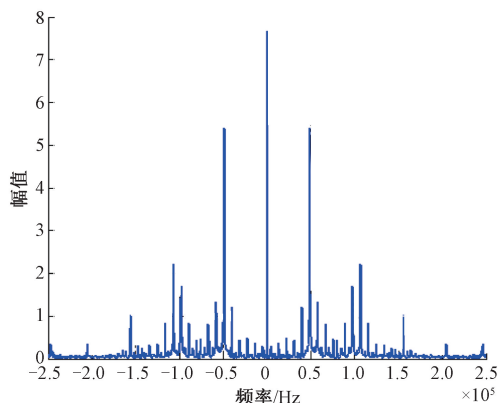
2.1 超声数据采集

超声数据采集设备为上文提及的自制控制板,如图 7(a)所示;超声探头和流量试验架台,如图 7(b)所示。超声频率数据由超声波控制板保存后以 txt 格式经



(a) FFT 变换前波形

(a) Waveform before FFT transform



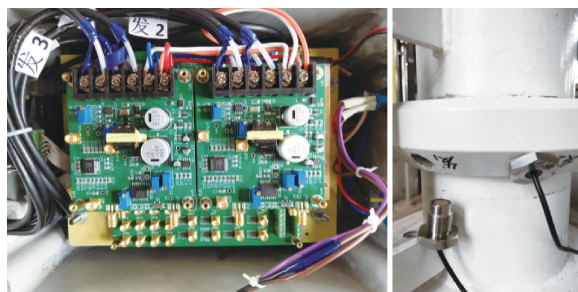
(b) FFT 变换后波形

(b) Waveform after FFT transform

图 6 低频图

Fig. 6 Low frequency diagram

RS485 串口输出,每个数据样本包含 4 096 个数据点,采样精度设置为 16 位,每次上传的一组数据包含 4 个超声样本,即 4 个通道的超声数据。数据横坐标为采样时间,纵坐标为模数转换的电压数据,而该数据将作为神经网络的训练样本。



(a) 主控板和驱动板

(a) Main control board and drive board

(b) 超声探头

(b) Ultrasonic probe

图 7 实物图

Fig. 7 Physical map

为了保证控制板在不同流速下均能识别出对应的液位,采集的超声数据选择液位高度和流体流速为变量进

行实验。实验管道中的流体是清水、陶土颗粒和铁锈的混合物,实验管道的管径为 DN200。液位变量范围为 0~200 mm,并以 10 mm 为液位梯度,共 21 组;液体流速的变量范围为 0~5 m/s,以 0.5 m/s 为流速梯度,共 11 组;实验时液位为 0 mm 实验组和流速为 0 m/s 实验组为共用实验组,包括 12 个数据;其余实验在一个液位梯度中需分别采集流速为 0.5~5 m/s 的 10 组实验数据,然后再增加一个液位梯度测量,如此循环共采集 1+10×20 组实验数据。为保证足够的数据样本,每组实验均重复采集 10 次,每次采集的时间间隔为 30 s 以上,共得到 12+200×10 个数据。

2.2 数据集设计

为更好验证算法,对数据集分布进行了合理设计。为了增加泛化性,通过适当增加高斯噪声和旋转折叠等数据增强方法扩充数据集,共得到 2 012×3 个数据。根据需求,制定了二分类分析和液位定量分析两个实验,并将数据集分为二分类模型数据集和液位定量分析数据集。在二分类模型数据集中,将液位 190 和 200 mm 的两组数据组划分为满管类,其余数组划分为非满管类,随机选取 2/3 作为训练集,其余 1/3 作为测试集^[19]。在液位定量分析模型中,将液位按采集的梯度分为 21 类,其中 0 mm 液位类包括 36 个数据,其余液位类每组包含 300 个数据。

为充分利用数据集,液位定量分析采用了六折交叉验证法来划分数据集和验证集,该方法是将整个数据集分为 6 个互斥的子数据集,随机分 1 份作为测试集,其余作为训练集,如此轮流循环 6 次,最后将产生的 6 次预测结果做平均。选用六折交叉验证法后将不再划分验证集。此外,为方便空洞卷积网络处理和特征提取,将每组数据中 4 个通道的超声数据样本转换成分辨率为 128×128 的超声图像数据进行模型训练,如图 8 所示。

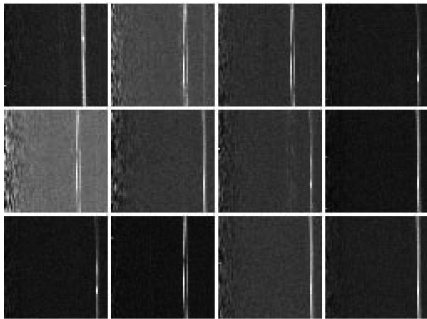


图 8 部分超声数据转化图

Fig. 8 Image of partial ultrasound data conversion

2.3 模型训练平台及参数

本实验平台为 Pycharm,深度学习开源框架为 PyTorch,CPU 为 AMD R5 5600X,内存为 50 G,GPU 为

RTX2070。DC-SAM 模型有许多需要预先设置的超参数。本研究根据所设计的数据集规模大小选择了批训练块和学习率等,其余的超参数选择通用的规则,具体参数如表 1 所示。

表 1 超参数设置
Table 1 Super parameter settings

参数类型	参数
激活函数	ReLU
优化算法	Adam 算法
损失函数	交叉熵
学习率	动态学习率,迭代 10 次缩小 10 倍
批训练块	4
扩张率	2

2.4 DC-SAM 模型搭建

本实验提出了一种融合空洞卷积 (dilated convolution, DC) 和空间注意力机制 (spatial attention mechanisms, SAM) 的网络结构。相对于传统卷积结构,空洞卷积可以保留内部的数据结构,能够扩大感受野并增加非局部连接性,且加入的注意力机制可以获取全局与局部信息之间的联系^[20-21]。DC-SAM 的模型结构图如图 9 所示,该结构主要由特征提取、空间注意力机制和随机森林分类 3 个模块组成。

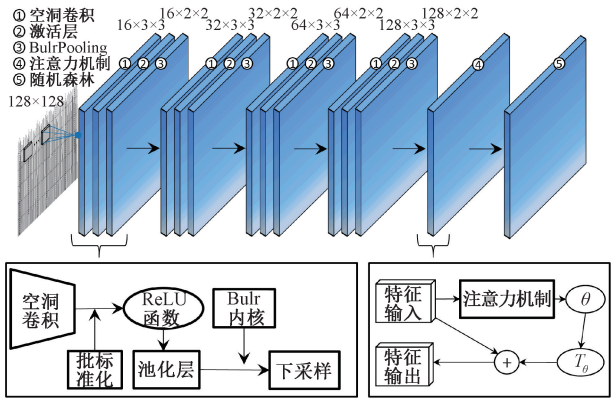


图 9 DC-SAM 模型结构图

Fig. 9 DC-SAM model structure diagram

1) 特征提取模块

该模块是由 1 个数据输入层、4 个空洞卷积层、4 个批标准层 (batch norm)、4 个激活层和 4 个池化层组成的浅层网络。其中数据输入层对输入数据进行归一化和去均值等预处理后再输入批标准层,通过 batch norm 增大特征间的数值差异以加快网络学习并弥补 Blur 操作丢失的部分高频信息^[22]。空洞卷积层由多个卷积核组成,分别采用 16、32、64、128 个 3×3 大小的卷积核,扩张率为 2;激活函数层由 ReLU 激活函数构成。

池化层对特征数据进行降维,最大池化能更多的保

留数据的纹理特征,但最大池化表现的是平行相等性。在移动采样时,下采样输出像素信息会发生大幅波动。为保持平移不变性,在下采样之前进行 Blur 操作以防止高低频信号混叠,池化块为 2×2,采样步长为 2。

2) 空间注意力机制

空间注意力机制 (SAM) 是一种资源分配机制,可以找到数据之间关联性、识别出细小特征,还可以和各种前馈网络结构进行组合来提取出局部特征信息^[23]。处理过程中对输入的两个空间特征之一进行注意力集中处理,再用 sigmoid 函数激活得到空间矩阵 T_θ ,将空间矩阵 T_θ 与原特征图相乘进而输出新特征图,处理过程如式(9)所示。

$$y = \theta(L(x)) \times x + x \tag{9}$$

其中, $L(x)$ 表示注意力机制处理函数, θ 表示 sigmoid 激活函数。

3) 随机森林

分类模块中使用随机森林 (random forest, RF) 来进行分类。RF 是基于 Bagging 的拓展,结合回归决策树和自主采样法可以进一步增加个体学习器之间的差异度,提升集成的泛化性能^[24]。

3 实验与分析

3.1 模型对比

为了找出不同算法对分类结果的影响,以便更加准确地识别和分辨超声数据。选取部分超声数据,以 CNN、CNN-SVM、CNN-RF、DC-RF 和 DC-SAM 5 种算法对液位定量分析模型进行实验验证,准确率对比结果如图 10(a) 所示。从准确率图中可以看出各种算法均能达到一定的准确率,且准确率随着迭代次数的递增而增加,当迭代次数达到 30 次时开始接近趋于收敛,同时发现 DC-SAM 算法在准确率上相对于其他方法更为收敛,并始终保持着更高的准确率。图 10(b) 为各算法的损失曲线图,其中 CNN 的损失值最大,DC-SAM 算法最终得到的损失值最小。

3.2 二分类模型分析

本实验测试的二分类结果如图 11 所示,横坐标为分类预测标签,纵坐标为真实标签。

从图中可以发现 25 个非满管数据被错误划分到满管类,有 5 个满管数据被错误划分到非满管类,其总体准确率达 98.5%。

3.3 液位定量模型

为了更好地得到数据结果,对数据集样本进行双边平滑滤波,以实现数据的保边去噪。数据集按照六折交叉验证法进行选取^[25]。定量分类结果如图 12 所示。

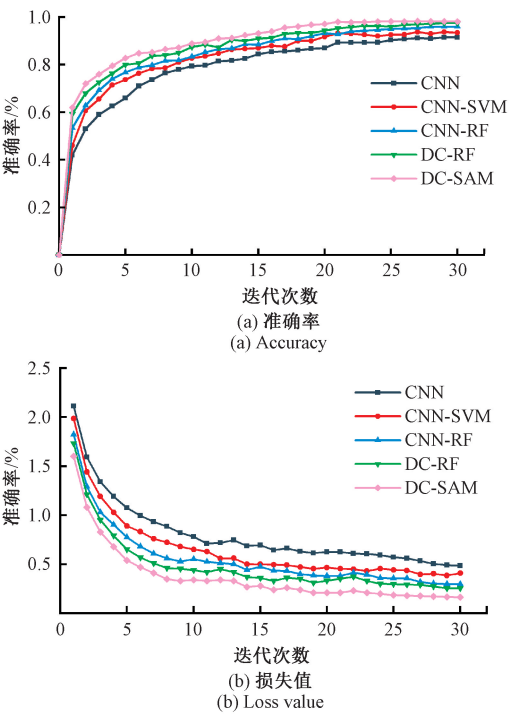


图 10 不同算法准确率、损失函数曲线
Fig. 10 Accuracy of different algorithms, loss function curve

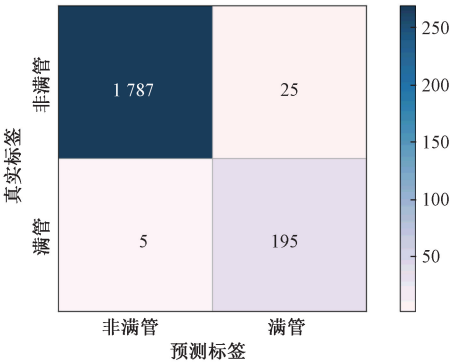


图 11 二分类混淆矩阵图
Fig. 11 Binary confusion matrix diagram

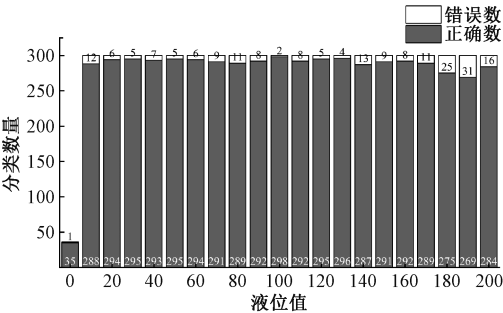


图 12 液位定量分析结果
Fig. 12 Liquid level quantitative analysis results

图 12 中是液位 0~200 mm 的分类结果,在 DC-SAM 模型上,各液位值在分类中均存在少量错误,但平均准确度能达到 96.6%,相对于 Linear Array Transducer With RNN^[8] 的准确率有小幅提升。同时分析数据结构后发现,分类错误的样本主要集中在 180 和 190 mm 液位两个区间。经过分析发现原因是管道的液位接近满管时,流体表面会存在大量气泡和水花,导致区分液体高度难度加大。结合实际情况的表现,该误差可以满足正常工作需求^[26]。

3.4 流量实验分析

将前文训练的模型移植到边缘智能计算芯片中,并在超声波控制板上进行流速和液面的采集及计算,建立圆管运算模型计算流量,即流速和截面积的乘积运算,最后在进行流量标定时以电磁流量计和靶式流量计做为参考。

实验过程中,等待流量稳定一段时间后,采集电磁流量计、靶式流量计和超声流量计的流量数据并进行对比。测量时主要分为正序测量和逆序测量,正序测量是流速从低到高逐渐递增进行采集,逆序测量则是流速逐渐递减。测试时通过调节变频器的速度调节旋钮来控制管道内的流体流速,调节值的范围为 8~50,期间以 0.5 为调节单位进行调节和数据采集;3 个流量计在每个调节单位内各采集 5 次,间隔时间为 1 min 以上。超声流量计与标定流量计的读数取平均值后的曲线如图 13 所示。

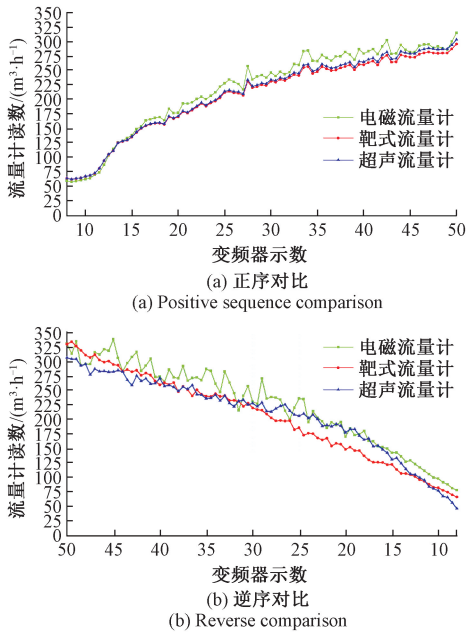


图 13 流量结果对照曲线

Fig. 13 Flow rate results contrast curve

从图 13(a)中可以看出正序的测量结果较为理想,3 个流量计的测量结果基本保持一致,电磁流量计的数

据在一段区间内比其余流量计测出的结果高出 10 m³/h 左右。在图 13(b)中,逆序电磁流量计的波动较大,靶式流量计较稳定,逆序测量因管道的流速递减,管道内的流体较紊乱,造成整体的数据波动偏大。此外,通过对数据进行补充测量,分析得出的超声流量计参数如表 2 所示。

表 2 超声流量计参数表

标定对象	准确度/%	标准差	线性度/%	重复性
电磁流量计	96.5	11.68	7.7	1.08
靶式流量计	98.8	3.78	2.5	

表 2 中准确度是指超声流量计测出数据相对于电磁流量计和靶式流量计数据的比值,得到平均准确度分别为 96.5%和 98.8%。

总体标准差表示超声流量计数据和标定流量计之间的吻合程度,标准差越小,超声流量计曲线与标定流量计曲线越接近,总体标准差公式如式(10)所示。

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - z_i)^2}{n}}$$

(10)

其中, x_i 为标定流量计的值, z_i 为超声流量计的值。相对于电磁流量计和靶式流量计的总体标准差分别为 11.68 和 3.78。

线性度表示超声流量计数据与标定流量计的最大偏差与满量程的比值,其公式如式(11)所示。

$$\delta = \frac{\Delta y_{\max}}{Y} \times 100\%$$

(11)

其中, $\Delta y_{\max}$ 为超声流量计与标定流量计最大的差值, Y 为最大输出量程。得出的超声流量计相对电磁流量计的线性度为 7.7%,相对靶式流量计为 2.5%。

重复性参数可以用来衡量测量结果之间的一致性。采用贝塞尔公式来计算同一条件下超声流量计测出数据的重复性标准差,其结果为 1.08。

由于电磁流量计和靶式流量计的工作原理不同且在非满管时流量不稳定,因此两者测量结果有一定偏差。超声流量计的参数总体上与标定流量计相近,具有较好的测量性能,可以在保持测量准确度的同时满足流量测速稳定性的要求。

4 结 论

本文依据典型多普勒测量原理设计出了一种基于 DC-SAM 液位模型的四声道非满管超声流量计。针对系统提出了电路设计思路,采用边缘计算芯片搭配高性能处理器来分别计算管道的液位和平均流速。为保证神经

网络模型的适用性和稳定性,加入液位修正模型来提高容错率;采用多声道来提高流速测量精度,并为液位模型分类提供分类样本;无液位传感器的设计在非接触测量中降低了设备与介质的干扰。最终实验结果表明,该系统的流量计算及液位识别算法均具有较高的准确度和稳定性;随着数据集的完善,系统测量的准确性和鲁棒性均能得到适当提升。

参考文献

- [1] 张丽丽,杨健,张伟. 超声多普勒流量计系统设计与实现[J]. 科技创新与应用,2021(2):109-111.
ZHANG L L, YANG J, ZHANG W. Design and implementation of ultrasonic Doppler flowmeter system [J]. Scientific and Technological Innovation and Application, 2021 (2): 109-111.
- [2] 王文森,邱宏安. 高精度超声流量检测系统设计[J]. 电声技术,2011,35(2):64-66,70.
WANG W S, QIU H AN. Design of high precision ultrasonic flow detection system [J]. Electroacoustic Technology, 2011,35 (2): 64-66,70.
- [3] 郭利. 几种流量传感器在钻井液测量上的应用探讨[J]. 科技创新与应用,2017(17):120.
GUO L. The application of several flow sensors in drilling fluid measurement [J]. Science and Technology Innovation and Application, 2017 (17): 120.
- [4] HITOMI J, MURAI Y, PARK H J, et al. Ultrasound flow-monitoring and flow-metering of air-oil-water three-layer pipe flows [J]. IEEE Access, 2017, 5: 15021-15029.
- [5] GERASIMOV S, GLUSHNEV V, ZHELBAKOV I. Subsample time delay estimation by quadratic interpolation of correlation function of digitized ultrasonic probing signals [C]. 2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). IEEE, 2021: 753-762.
- [6] 郭文光,李文,史志弘,等. 速度-高度-神经网络优化算法在水库用水计量中的应用[J]. 水电能源科学, 2016,34(8):50-53.
GUO W G, LI W, SHI ZH H, et al. Application of speed-height-neural network optimization algorithm in reservoir water metering [J]. Hydroelectric Energy Science, 2016,34 (8): 50-53.
- [7] GU X, NING X, JIA H, et al. Study on the measurement method of gypsum slurry flow in large diameter pipe [C]. 2020 IEEE 5th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP). IEEE, 2020.
- [8] NGUYEN T H L, PARK S. Intelligent ultrasonic flow measurement using linear array transducer with recurrent neural networks [J]. IEEE Access, 2020, 8: 137564-137573.
- [9] ZHU K, CHEN X, QU M, et al. Non-contact ultrasonic flow measurement for small pipes based on aln piezoelectric micromachined ultrasonic transducer arrays[J]. Journal of Microelectromechanical Systems, 2021, 30 (3): 480-487.
- [10] MASSAAD J, VAN NEER P L M J, VAN WILLIGEN D M, et al. Exploiting nonlinear wave propagation to improve the precision of ultrasonic flow meters [J]. Ultrasonics, 2021, 116: 106476.
- [11] 刘艳萍,王献勇,赵连环. 多声道超声流量计的延时补偿及定时误差[J]. 仪表技术与传感器,2014(7): 28-30.
LIU Y P, WANG X Y, ZHAO L H. Delay compensation and timing error of multi-channel ultrasonic flowmeter [J]. Instrument Technology and Sensors, 2014 (7): 28-30.
- [12] 张秀艳,王永慧. 基于 ZigBee 和 TDC-GP2 的分布式流量监测系统设计[J]. 电测与仪表,2016,53(20): 31-36.
ZHANG X Y, WANG Y H. Design of distributed flow monitoring system based on ZigBee and TDC-GP2 [J]. Electrical Measurement and Instrument, 2016, 53 (20): 31-36.
- [13] ROMAN V, MATIKO H, KOSTYK I, et al. Mathematical model of multipath ultrasonic flowmeter for its automated designing [C]. 2021 Selected Issues of Electrical Engineering and Electronics (WZEE). IEEE, 2021: 1-6.
- [14] 万鹏,吴奎,向耕. 谢才公式在大型输水明渠流量计算中的应用实例[J]. 珠江水运,2020(19):17-18.
WAN P, WU K, XIANG G. The application example of Xie Cai formula in large open channel flow calculation [J]. Pearl River Water Transport, 2020 (19): 17-18.
- [15] 梁璐,高国旺,殷光,等. 小波去噪在超声多普勒信号处理中的应用[J]. 电子测试,2012(10):12-16,94.
LIANG L, GAO G W, YIN G, et al. Application of wavelet denoising in ultrasonic Doppler signal processing [J]. Electronic Test, 2012 (10): 12-16,94.
- [16] 蔡浩晖. 管壁粗糙度影响超声流量计测量性能的研究[J]. 石油工业技术监督,2020,36(5):41-47.
CAI H H. Research on the influence of pipe wall roughness on the measurement performance of ultrasonic flowmeter [J]. Technical Supervision of Petroleum Industry, 2020, 36 (5): 41-47.
- [17] ALAEDDIN M A, HASHEMABADI S H, MOUSAVI S F. Numerical study on the effect of circumferential position

- of ultrasonic transducers on ultrasonic cross-correlation flowmeter performance under asymmetric air flow profile[J]. *Ultrasonics*, 2021, 115: 106479.
- [18] FARZANEH G M, RAHBARI H R. An intelligent approach for calculating natural gas compressibility factor and its application in ultrasonic flow meters [J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2020, 76.
- [19] 刘飞飞,任舒琪,郭波超,等. 基于并行卷积神经网络的图像美学分类[J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(4): 1120-1125.
- LIU F F, REN SH Q, GUO B CH, et al. Image aesthetics classification based on parallel convolutional neural network [J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40 (4): 1120-1125.
- [20] ANDERSON B A, KIM H. Mechanisms of value-learning in the guidance of spatial attention[J]. *Cognition*, 2018, 178: 26-36.
- [21] ZHU X, CHENG D, ZHANG Z, et al. An empirical study of spatial attention mechanisms in deep networks[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2020.
- [22] ZHANG R. Making convolutional networks shift-invariant again [C]. *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2019: 7324-7334.
- [23] CHEN B, HUANG Y, XIA Q, et al. Nonlocal spatial attention module for image classification [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(5): 172988142093892.
- [24] BELGIU M, DRĂGUȚ L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 114: 24-31.
- [25] ZHENG-GANG L, GUANG-SHENG D, ZHU-FENG S, et al. Measurement of transitional flow in pipes using ultrasonic flowmeters [J]. *Fluid Dynamics Research*, 2014, 46(5): 055501.

- [26] 许兆峰,李辉,罗锐,等. 竖直管内气液两相流流量测量系统设计[J]. *实验室研究与探索*, 2020, 39(4): 75-77, 112.
- XU ZH F, LI H, LUO R, et al. Design of gas-liquid two-phase flow measurement system in vertical tube [J]. *Laboratory Research and Exploration*, 2020, 39 (4): 75-77, 112.

作者简介



张禾 (通信作者), 1995 年于重庆大学获得学士学位, 现为西南石油大学教授, 主要研究方向为智能仪表和智能系统及其应用。

E-mail: zhanghe@swpu.edu.cn

Zhang He (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Chongqing University in 1995. Now he is a professor of Southwest Petroleum University. His main research interests include intelligent instruments and intelligent systems and their applications.



苟林, 2019 年于西南石油大学获得学士学位, 现为西南石油大学硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式系统开发和智能仪器仪表设备。

E-mail: gl981860764@163.com

Gou Lin received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2019. Now He is a M. Sc. candidate of Southwest Petroleum University. His main research interests include embedded system development and intelligent instrument design.



梁海波, 2008 年于西南石油大学获得博士学位, 现为西南石油大学教授, 主要研究方向为专家系统、数据挖掘、石油装备开发及相关系统开发。

Liang Haibo received his Ph. D. degree from Southwest Petroleum University in 2008.

Now he is a professor of Southwest Petroleum University. His main research interests include expert system, data mining, oil equipment development and related system development.