姬志永, 张林杰, 齐国红,等. 基于多分支 CNN 和 Attention 的声共振液位估计方法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):236-241. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25030304

基于多分支 CNN 和 Attention 的声共振液位估计方法

姬志永, 张林杰, 齐国红, 杨畅畅
(郑州西亚斯学院 电信与智能制造学院, 郑州 450000)

摘 要: 复杂环境中,基于声共振原理的液位测量方法常因采集到失真的声波信号,导致提取的序列中存在一些射频点被遗漏,造成不可忽略的计算误差。针对该问题,常用故障诊断模型检测序列中缺陷点位置,再进行补偿。然而,传统的故障检测方法在提取故障数据的全局与局部特征上仍存在局限性,而人工智能与深度学习方法的兴起为解决这一问题提供了新的思路。为此,本文提出了一种基于多分支卷积神经网络与注意力机制的液位高度估计方法。实验结果表明,该模型在各种液位测量任务中表现出色,相较于传统的声共振测量模型、单尺度 CNN-注意力机制模型和多尺度 CNN 模型,本文方法测量准确度得到大幅提升,损失函数 MSE 降低至 0.036 1。

关键词: 液位估计; 声共振; 多分支 CNN; 注意力机制
中图分类号: TP391; TH166 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)08-0236-06

Acoustic resonance level estimation based on multi-branch CNN and Attention

JI Zhiyong, ZHANG Linjie, QI Guohong, YANG Changchang
(School of Telecommunications and Intelligent Manufacturing, Sias University, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: In complex environments, level measurement methods based on the principle of acoustic resonance are often characterized by the acquisition of distorted acoustic signals, which leads to the omission of some Resonance Frequency(RF) points in the extracted sequences, resulting in non-negligible computational errors. To address this problem, fault diagnosis models are commonly used to detect the location of defective points in the sequence and then compensate for them. However, traditional fault detection methods still have limitations in extracting global and local features of fault data, and the rise of artificial intelligence and deep learning methods provide new ideas to solve this problem. To this end, this paper proposes a multi-branch Convolutional Neural Network(CNN) and attention mechanism based method to estimate the liquid level height. The experimental results show that the model performs well in various liquid level measurement tasks, and compared with the traditional acoustic resonance measurement model, single-scale CNN-attention mechanism model, and multiscale CNN model, the measurement accuracy of the proposed method is greatly improved, and the loss function MSE is reduced to 0.0361.

Key words: liquid level estimation; acoustical resonance; multi-branch convolutional neural network; attention mechanism

0 引 言

液位测量在原材料运输、工业及工程系统的状态检测等领域起到了越来越重要的作用。例如在汽油生产加工及运输的过程中,汽油、天然气等化工产品分离、存储、处理等各个环节[1]。只有在确保准确测量液位的前提下,才能保证产品生产过程的安全性,有效避免重大安全事故的发生。传统的液位测量方法常采用超声波反射原理,通过声速乘以超声波往返时间计算液面到超声波接收器的距离[2]。然而,当需要检测的液体表面存在一些障碍物,如泡沫、残留物和表面波纹时,将会出现寄生反射,进而干扰声音的传播路径,大大降低测量精度[3]。

文献[4]提出的低频声共振检测方法可以避免寄生反射。具体而言,扬声器通过发射音频从低到高的正弦波,麦克风接收发射波与反射波叠加形成

基金项目: 河南省科技厅项目(262102210140);郑州西亚斯学院校级科研项目(2024XK3123)。
作者简介: 姬志永(1995—),男,硕士研究生,助教。主要研究方向:故障诊断和机器学习;张林杰(1995—),男,硕士研究生,助教。主要研究方向:深度学习;杨畅畅(1996—),男,硕士研究生,助教。主要研究方向:模式识别与智能制造。
通信作者: 齐国红(1987—),女,硕士研究生,副教授。主要研究方向:图像处理及模式识别。Email:919728600@qq.com。
收稿日期: 2025-03-03

的合成波。从合成波中提取的第一共振频率（RF）可用于计算液面高度。作为超声波等液位测量方法的替代方案，该新颖原理已得到众多的研究人员关注，并取得了一些重大进展。文献[5]在文献[4]的基础上，利用共振点快速检测算法提取一组共振点用于计算液位高度。当介质气体为空气时，测量长度从原来的 8.6 m 增加到 10 m 以上，同时检测周期从 2 min 缩短到 2 s。然而，由于噪声干扰等因素，获取的共振点序列常存在缺陷导致测量结果误差较大。

为解决缺陷共振点序列问题，主要有两类方法：基于“解析模型”和基于“数据驱动”的处理方法。文献[6]通过证据推理和专家系统对缺陷波形进行补偿，但在处理大规模数据时，其模型复杂度较高，导致性能较弱。深度学习模型，如卷积神经网络（CNN），具有较强的数据处理和特征提取能力，已广泛应用于故障诊断[7]、图像[8]和语音识别[9]领域。在复杂工业环境中，仅依赖 CNN 的局部感受野可能忽略关键全局关联[10]。注意力机制通过计算特征权重，能够自适应增强与共振点相关的关键特征，并抑制噪声干扰[11]。文献[12]通过多分支并行主干网络提取水声信号中不同层级的特征信息，再通过注意力机制模块对水声信号特征进行加权，从而提高模型的识别率和鲁棒性。为此，本文设计了一种多分支 CNN 和注意力机制相结合的深度学习网络模型（Multi-CNN-Attention），每个分支处理不同频段的数据，通过多头注意力机制动态调整各频段的重要性，从而提升液位估计的准确性，适用于各种复杂环境。

1　声共振液位测量平台

声共振液位测量系统主要由控制器、扬声器、麦克风、导声管和温度传感器等部分组成[13]，整体结构如图 1 所示。液位高度 h 等于总高度 w 与检测高度 L 之差，因此，液位估计高度等价于检测高度，即采用不同长度的管道来模拟不同的检测高度。图 1 给出了基于声共振工作原理的示意图。具体的，图 1(a)给出液位装置安装示意图，图 1(b)定义 y_1 为控制器控制的扬声器发出低频声波，沿导管向表面传播，产生反射波且两种波的振幅相等，方向相反。定义 y_2 为合成波，则有：

$$y_1 = A\cos 2\pi f(t - \frac{L}{c}) \tag{1}$$

$$y_2 = 2A\cos 2\pi f(t)\cos(2\pi f\frac{L}{c}) \tag{2}$$

其中，A 为声波振幅；f 为声波频率；c 为声波在空气中传播的速度；L 为探测距离。麦克风采集的合成波通过共振频率快速提取算法，从中提取一组共振频率点 RF，再利用相邻共振频率的等差关系及共振频率液位换算公式得到多个测量值，将这些测量值取平均后作为最终液位值[14]。

复杂环境中，基于声共振原理的液位测量方法常因采集到失真的声波信号，导致提取的序列中存在一些射频点被遗漏（图 2、图 3 分别展示提取到虚假共振点和遗漏共振点的情况），造成不可忽略的计算误差。

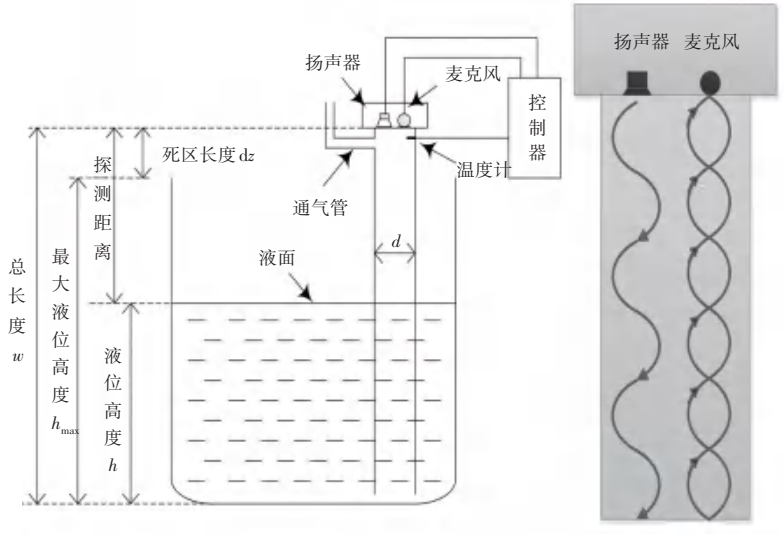


图 1　声共振液位测量平台结构图

Fig. 1　Structure of acoustic resonance level measurement platform

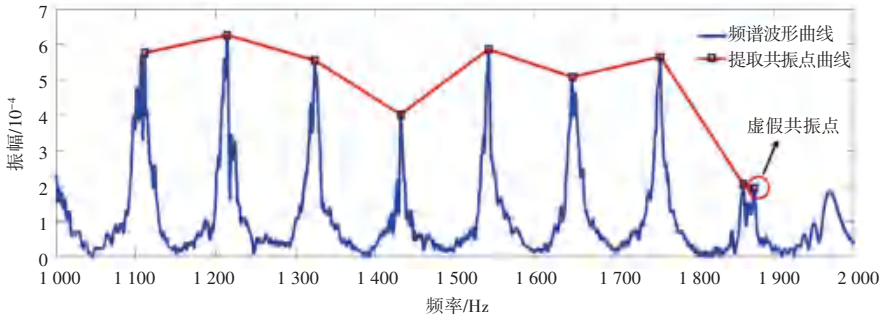


图 2 提取共振点时存在虚假共振点情况(L=1.6 m)

Fig. 2 Presence of false resonance points when extracting resonance points (L=1.6 m)

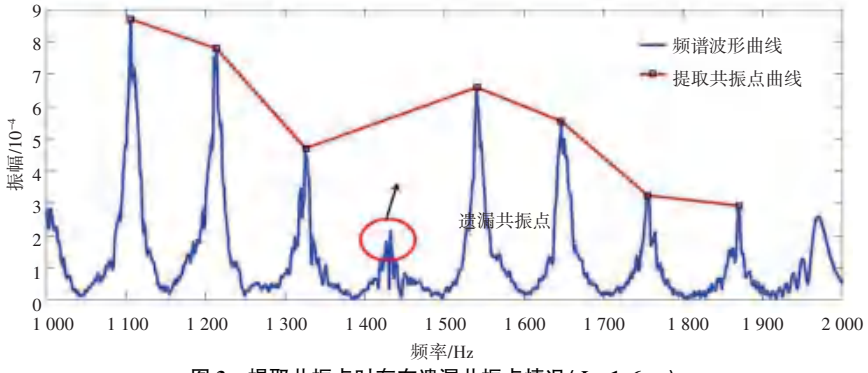


图 3 提取共振点时存在遗漏共振点情况(L=1.6 m)

Fig. 3 Presence of missing resonance points when extracting resonance points (L=1.6 m)

2 基于 Multi-CNN-Attention 模型的声共振液位估计模型

为克服上述问题,本文构建了基于多分支卷积神经网络和注意力机制的深度学习模型,记作 Multi-CNN-Attention(如图 4 所示)。该模型主要包含三个模块,分别是多分支 CNN 层、特征融合层和输出层。

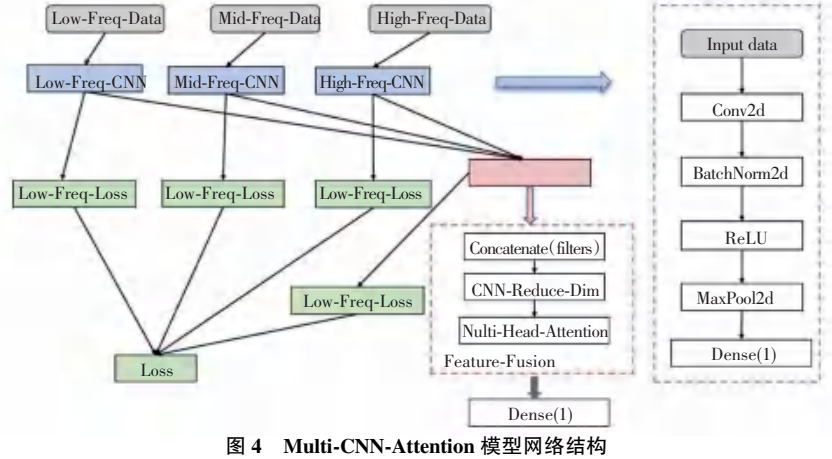


图 4 Multi-CNN-Attention 模型网络结构

Fig. 4 Network structure of multi-CNN-Attention model

2.1 多分支 CNN

工业环境中的噪声(如机械振动、流体湍流)具有多频段分布特性:高频噪声会掩盖共振峰细节,低频噪声会扭曲频谱包络[15]。Multi-CNN-Attention 通过不同分支的滤波特性分别处理不同频段的干扰,进而解决了复杂声学场景中单一特征模型表达能力不足的问题。

多分支结构由低频分支(Low-Freq-CNN)、中频分支(Mid-Freq -CNN)、高频分支(High-Freq -CNN)分别处理低频、中频和高频声共振信号。每个分支包含多个卷积层、池化层和激活函数,以提取不同频率范围内的特征。

Low-Freq-CNN 专注于提取数据中的低频特征信息。该分支旨在捕捉对低频数据的缓慢变化趋势和大规模特征,通过卷积层提取低频数据的特征映射。具体而言,卷积核大小为(5,5),步长为 1,填充

为 2，输入通道数为 20，输出通道数为 16。该结构使得卷积层能够在不过度丢失信息的情况下，对低频数据进行适度的特征提取和下采样。随后，通过 ReLU 激活函数引入非线性因素，增强模型的表达能力。最后通过一个最大池化层，进一步降低数据维度，突出低频数据中的主要特征，减少后续计算量的同时保留关键信息[16]。

Mid-Freq-CNN 着重处理中频数据，以获取中频范围内的特征细节。该分支起始于一个卷积层，其卷积核大小为(3，3)，步长为 1，填充为 1，输入通道数为 20，输出通道数为 32。这种参数配置有利于精准地提取中频数据的局部特征。引入 BatchNorm2d 层，对数据进行归一化处理，有效加速模型的训练过程并提升模型的稳定性[17]。然后，通过 ReLU 激活函数引入非线性特性，提升模型对复杂中频数据的表征能力[18]。最后，采用与低频分支类似的最大池化层，在降低数据维度的同时，保留中频数据的关键特征信息。

High-Freq-CNN 主要针对高频数据进行特征提取，以捕捉数据中的快速变化和细微特征。卷积层的参数设置为卷积核大小 (3，3)，步长 1，填充 1，输入通道数 20，输出通道数 64。较大的输出通道数有助于提取更多的高频特征细节。

2.2　特征融合层

注意力机制通过计算特征权重，能够自适应增强与声共振相关的关键特征[19]，并抑制噪声干扰，提升液位估计的准确性。将多分支 CNN 输出的低频、中频、高频特征数据沿着特定维度进行拼接成组合特征，使用 CNN-Reduce-Dim 进行特征降维。将特征数据输入到多头注意力机制 (Multi-Head-Attention) 中自动调整权重，动态地关注不同频段特征的重要程度，帮助模型聚焦于重要的特征[20]，忽略不相关的或有误差的特征，提高模型的鲁棒性和准确性，减少噪声和误差的影响。

2.3　输出层

最后，再将数据输入到全连接层 (Dense) 得到液位估计值。该模型通过多分支结构捕捉不同频率范围内的声共振信号特征，并通过自注意力机制增强关键特征的表示，有效提高液位估计的准确性。

3　实验验证及对比分析

3.1　实验数据与预处理流程

使用声共振液位测量装置构建估计模型数据集。实验中采集标签为 0.6、0.8、1.0…10.4 m 的音频数据，每个标签采集 100 组数据共 5 000 组作为数据集。

首先对采集到的原始数据去除噪声和异常值，然后使用 STFT 将数据从时域转换到频率，再将频率等分为低频数据 (Low-Freq-Data)、中频数据 (Mid-Freq-Data)、高频数据 (High-Freq-Data) 三部分。为确保模型的稳定性和泛化能力，使用最小最大标准化对频率数据进行处理，将标签数据按 8∶1∶1 组成训练集、测试集和验证集，进而保证每个液位高度在数据集上都有均衡分布。

3.2　设置实验与训练模型

实验采用 Pytorch 深度学习框架，选取均方误差作为损失函数，均方误差越小表示液位估值越接近真实液位，设置迭代次数为 200，批次大小为 8，学习率为 0.001，训练过程采取随机梯度下降法对模型参数进行优化。该模型搭载在具有 12 核 32 G CPU 和 10 G NVIDIA GeForce GTX 1080 GPU 的计算机上运行。

Multi-CNN-Attention 模型训练过程如图 5 所示。具体而言，从训练集中无放回的随机抽取样本，确保每个样本在每个 epoch 中只被使用一次，以避免模型过拟合。在每个训练周期内，数据集被分为多个小批次数据 (Batch-Data)，以便逐步进行训练；输入批数据 (Batch-Data) 到模型中，模型通过多个分支的卷积神经网络 (CNN) 提取特征，同时利用注意力机制增强模型对关键特征的捕捉能力，完成前向传递。根据模型输出与真实标签之间的差异，计算损失值，本文选择均方误差 (MSE) 作为损失函数。根据损失函数计算梯度，通过反向传播算法更新模型的权重和偏置。选用 Adam 作为优化器来调整模型参数，以最小化损失函数。每执行一批训练数据属于一次内循环。在循环结束时，根据计算出的梯度更新模型的参数，以确保模型能够有效地学习。重复上述过程，直到达到预设的 epoch 数使模型达到收敛状态，模型参数与输出维度见表 1 所示。

3.3　实验验证与对比分析

为全面评估 Multi-CNN-Attention 模型性能，将其与传统声共振模型 (Tradition-AR-Model)、单分支 CNN 注意力机制模型 (Single-CNN-Attention-Model)、多分支 CNN 模型 (Multi-CNN-Model) 开展对比实验。其中，Tradition-AR-Mode 为未进行补偿处理的液位检测方法，Single-CNN-Attention-Model 采用单分支 CNN 叠加注意力机制捕获全局特征，Multi-CNN-Model 通过 3 个不同卷积核提取多样化特征，提升模型特征表达能力。

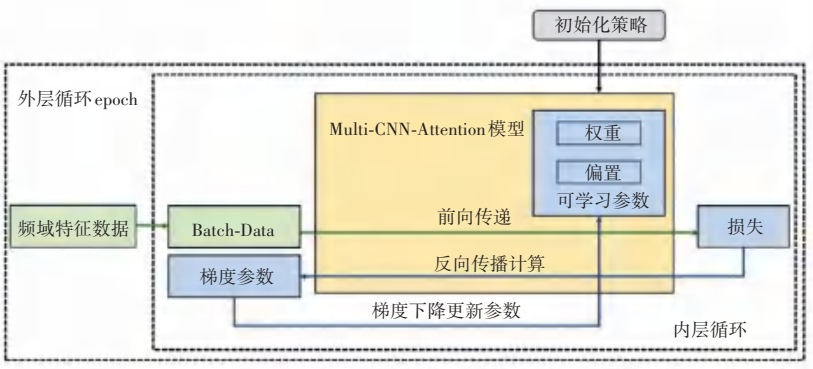


图 5 多分支 CNN-Attention 模型训练流程

Fig. 5 Multi-CNN-Attention model training flow chart

表 1 多分支 CNN 和 Attention 模型参数和输出维度

Table 1 Parameters and output dimensions of multi-branch CNN and Attention models

层类型	模型分支	输出维度	参数量
Conv2d-1	Low-Freq-CNN	[batch, 16, 50, 43]	416
ReLU-2	Low-Freq-CNN	[batch, 16, 50, 43]	
MaxPool2d-3	Low-Freq-CNN	[batch, 16, 50, 21]	
Conv2d-4	Low-Freq-CNN	[batch, 32, 50, 21]	4 640
ReLU-5	Low-Freq-CNN	[batch, 32, 50, 21]	
MaxPool2d-6	Low-Freq-CNN	[batch, 32, 50, 10]	
AdaptiveAvgPool2d-7	Low-Freq-CNN	[batch, 32, 1, 1]	
Conv2d-8	Mid-Freq-CNN	[batch, 32, 50, 43]	320
BatchNorm2d-9	Mid-Freq-CNN	[batch, 32, 50, 43]	64
ReLU-10	Mid-Freq-CNN	[batch, 332, 50, 43]	
MaxPool2d-11	Mid-Freq-CNN	[batch, 32, 50, 21]	
Conv2d-12	Mid-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 21]	18 496
ReLU-13	Mid-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 21]	
MaxPool2d-14	Mid-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 10]	
AdaptiveAvgPool2d-15	Mid-Freq-CNN	[batch, 64, 1, 1]	
Conv2d-16	High-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 43]	640
BatchNorm2d-17	High-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 43]	128
ReLU-18	High-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 43]	
MaxPool2d-19	High-Freq-CNN	[batch, 64, 50, 21]	
Conv2d-20	High-Freq-CNN	[batch, 128, 50, 21]	73 856
ReLU-21	High-Freq-CNN	[batch, 128, 50, 21]	
MaxPool2d-22	High-Freq-CNN	[batch, 128, 50, 10]	
Dropout-23	High-Freq-CNN	[batch, 128, 50, 10]	
AdaptiveAvgPool2d-24	Fature-Fusion	[batch, 128, 1, 1]	
CNN-Reduce	Fature-Fusion	[batch, 112]	
MultiheadAttention-26	Fature-Fusion	[[batch, 1, 112], [batch, 2, 2]]	
Linear-27	Fature-Fusion	[batch, 64]	7 232
ReLU-28	Fature-Fusion	[batch, 64]	
Linear-29	Fature-Fusion	[batch, 1]	65

将测试集输入到训练完成的模型中,计算液位估计值与真实值之间的均方误差,见表 2 所示,本文提出的 Multi-CNN-Attention 模型 MSE 最小,准确率最高。

图 6 给出了相同数据集下,四种方法测量不同高度的平均误差曲线图。其中,Line 1 表示 Tradition-AR-Model 估计液位高度的平均误差、Line 2 表示 CNN- Attention-Model 估计液位高度时的平均误差,Line 3 表示 Single-CNN- Attention-Model 估计液位高度时的平均误差,Line 4 表示 Multi-CNN-Attention 估计液位高度时的平均误差。从图中可以看出,任意长度下 Multi-CNN-Attention-Model 估计液位高度获取的平均误差都是最小的。

表 2 四种不同方法处理共振波形的 MSE

Table 2 MSE of resonance waveforms processed by four different methods

液位测量方法	MSE
Tradition-AR-Model	0. 249 0
Multi-CNN-Model	0. 139 1
Single-CNN-Attention-Model	0. 106 7
Multi-CNN-Attention	0. 036 1

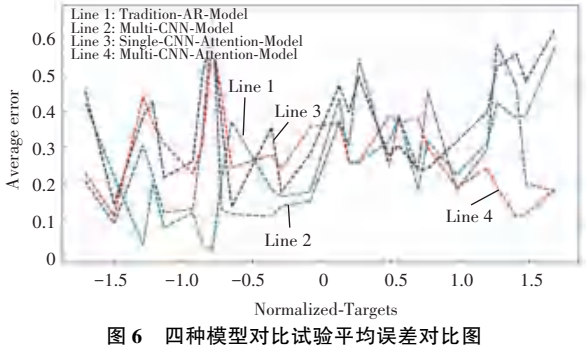


图 6 四种模型对比试验平均误差对比图

Fig. 6 Comparison of the average errors of the four model comparison tests

综合图 6 和表 2 可知,无论是任意液位高度值下的平均误差还是均方误差,基于多分支 CNN-Attention 模型的声共振液位估计方法测量液位的准确率均高于其他三种方法。

表 3 列出了在 0. 6~10. 4 m 范围内,不同高度下液位估计模型输出的液位估值和平均液位估值下的误差值。其中,L 表示真实液位高度,$\bar{L}$ 表示将液位数据输入到 Multi-CNN-Attention 液位估计模型中,输出的平均液位估值,ε_L 表示平均液位估值下的误差值,即 $\varepsilon_L = | L - \bar{L} |$。

表 3　基于多分支 CNN-Attention 模型的液位估计值

Table 3　Level estimates based on the multi-branch CNN-Attention model

No.	L/ m	$\bar{L}$	$\varepsilon_{\bar{L}}$
1	0.6	0.671 7	0.071 7
2	0.8	0.883 1	0.083 1
3	1.0	1.090 0	0.090 0
4	1.2	1.110 0	0.090 0
5	1.4	1.310 0	0.090 0
6	1.6	1.513 0	0.087 0
7	1.8	1.860 9	0.060 9
8	2.0	2.066 5	0.066 5
9	2.2	2.294 0	0.094 0
10	2.4	2.319 7	0.080 3
11	2.6	2.550 7	0.049 3
12	2.8	2.831 0	0.031 0
13	3.0	3.094 3	0.094 3
14	3.2	3.213 3	0.013 3
15	3.4	3.487 1	0.087 1
16	3.6	3.510 0	0.090 0
17	3.8	3.730 4	0.069 6
18	4.0	3.935 0	0.065 0
19	4.2	4.281 3	0.081 3
20	4.4	4.355 9	0.044 1
21	4.6	4.565 8	0.034 2
22	4.8	4.735 5	0.064 5
23	5.0	4.916 4	0.083 6
24	5.2	5.285 5	0.085 5
25	5.4	5.493 3	0.093 3
26	5.6	5.614 0	0.014 0
27	5.8	5.314 9	0.074 1
28	6.0	6.084 4	0.084 4
29	6.2	6.273 3	0.073 3
30	6.4	6.485 7	0.085 7
31	6.6	6.526 5	0.073 5
32	6.8	6.735 1	0.064 9
33	7.0	6.925 9	0.074 1
34	7.2	7.185 8	0.014 2
35	7.4	7.316 0	0.094 0
36	7.6	7.585 3	0.014 7
37	7.8	7.716 0	0.084 0
38	8.0	7.929 6	0.070 4
39	8.2	8.085 5	0.114 5
40	8.4	8.246 4	0.153 6
41	8.6	8.586 5	0.013 5
42	8.8	8.636 7	0.163 3
43	9.0	9.113 8	0.113 8
44	9.2	9.116 3	0.093 7
45	9.4	9.236 5	0.163 5
46	9.6	9.185 9	0.084 1
47	9.8	9.285 8	0.074 2
48	10.0	9.385 7	0.064 3
49	10.2	10.386 1	0.186 1
50	10.4	10.221 2	0.178 8

4　结束语

本研究提出了一种基于声共振原理的 Multi-CNN-Attention 深度学习模型,该模型可在复杂环境中,能够准确提取共振特征,并能够深入挖掘时间序列数据中的时序关系。通过注意力机制,模型还能对关键特征赋予更高的权重,显著扩大了液位测量装置的使用范围。这一模型的提出,提升了声共振液位测量在工业场景的适用范围,具有广阔的应用前景。

参考文献

[1] 盛怡华,顾友壮,储开慧,等. 液位传感器技术综述[J]. 科技风, 2021(26): 6-7.

[2] 王鹏,张涛,龚克,等. 超精密超声波测距装置设计[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版),2022,35(3):469-474.

[3] 李泽,姜明顺,吕珊珊,等. 高精度超声波液位测量系统设计[J]. 自动化仪表, 2018, 39 (11): 56-59.

[4] Donlagić D, Kumperščak V, Završnik M. Low-frequency acoustic resonance level gauge[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 1996, 57(3): 209-215.

[5] 徐晓滨,李果,方丹枫. 基于声波共振的液位测量实验系统设计与测试[J]. 实验技术与管理, 2018,35(3): 35-39.

[6] Xu X, Fang D, Li G, et al. Recursive observation evidence fusion method for acoustic resonance-based level detection[J]. IEEE Access, 2019, 7: 65060-65074.

[7] 杨琨,王昱,王艳武,等. 基于扭转角与神经网络的船轴裂纹故障诊断研究[J]. 中国修船, 2019, 32(5): 33-36.

[8] Song Y F. A method of gear fault diagnosis based on CWT and ANN[C]//Proceedings of 2009 International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 42-45.

[9]胡文轩,王秋林,李松,等. 基于端到端的多语种语音识别研究[J]. 信号处理, 2021,37(10):1816-1824.

[10] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. NeurIPS, 2017:5998-6008.

[11] 王悦,范慧杰,刘世本,等. 基于多尺度注意力和对比学习的水下图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61 (4): 559-567.

[12] 王越,李佐勇,颜佳泉,等. 基于多分主干外部注意力网络的水声信号识别[J]. 计算机系统应用, 2024, 33 (4): 263-270.

[13] 徐晓滨,赵晨萍,夏丙铎,等. 基于固定频段声波共振原理的液位测量方法[J]. 计量学报, 2011, 32(1):53-57.

[14] 李正辉. 基于声共振原理的液位检测与估计方法[D]. 杭州:杭州电子科技大学, 2018.

[15] Yao H D, Davidson L. Generation of interior cavity noise due to window vibration excited by turbulent flows past a generic side-view mirror[J]. Physics of Fluids, 2018, 30(3):035105.

[16] Wang Q, Chen D. Microblog sentiment analysis method using BTCBMA model in Spark big data environment[J]. Journal of Intelligent Systems, 2024, 33(1): 20230020.

[17] Chao F A, Huang J, Chen B. Multi-view attention-based speech enhancement model for noise-robust automatic speech recognition [C]//Proceedings of the 32nd Conference on Computational Linguistics and Speech Processing (ROCLING 2020). 2020: 120-135.

[18] Kechris C, Dan J, Miranda J, et al. DC is all you need: Describing ReLU from a signal processing standpoint[J]. arXiv preprint arXiv, 2407.16556, 2024.

[19] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning. ICML, 2015: 448-456.

[20] 蔡涛,檀健,杨珂,等. 基于多任务学习的同行评审论文接收预测[J]. 建模与仿真, 2024, 13(3): 2804-2814.