

基于遗传改进神经网络的煤矿井下传感器 非线性校正方法

王凯雄

(国家能源集团准能集团选煤厂, 内蒙古 鄂尔多斯 010300)

摘要: 煤矿井下的工作环境十分恶劣, 包括高湿度、高温、持续振动和大量粉尘等因素, 这些因素都可能对传感器造成非线性干扰, 使其输出结果与实际值产生显著偏差。这种偏差如果不加以校正, 会严重影响煤矿的生产安全和效率。为此, 该研究提出一种基于遗传算法优化的神经网络方法, 旨在校正煤矿井下传感器非线性误差。根据已获取的传感器非线性误差数据, 确定校正模型的输入与输出。以神经网络为核心构建校正模型, 并利用遗传算法对校正模型的权值和阈值参数进行优化, 以提高模型的校正性能。在模型训练完成后, 将其应用于实际煤矿井下传感器非线性校正中。实验结果表明, 经过该研究方法校正后, 瓦斯浓度值更接近标准瓦斯浓度值, 误差显著降低, 这充分证明了该研究方法在实际应用中的有效性和可靠性。

关键词: 遗传算法; 神经网络; 煤矿井下传感器; 非线性校正方法

中图分类号: TP13.66

文章编号: 1000-0682(2024)04-0114-06

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.04.022

A nonlinear correction method for coal mine underground sensors based on genetic improved neural network

WANG Kaixiong

(CHN Energy, Zhuneng Group Coal Preparation Plant, Inner Mongolia Ordos 010300, China)

Abstract: The working environment underground in coal mines is extremely harsh, including high humidity, high temperature, continuous vibration, and a large amount of dust. These factors may cause nonlinear interference to sensors, resulting in significant deviations between their output results and actual values. If this deviation is not corrected, it will seriously affect the production safety and efficiency of coal mines. Therefore, this study proposes a neural network method based on genetic algorithm optimization, aiming to correct the nonlinear error of underground sensors in coal mines. Determine the input and output of the calibration model based on the obtained sensor nonlinear error data. Construct a calibration model with neural networks as the core, and use genetic algorithms to optimize the weight and threshold parameters of the calibration model to improve its calibration performance. After the model training is completed, it is applied to the nonlinear correction of sensors in actual coal mine underground. The experimental results show that after calibration by this research method, the gas concentration value is closer to the standard gas concentration value, and the error is significantly reduced. This fully demonstrates the effectiveness and reliability of this research method in practical applications.

Keywords: genetic algorithm; neural networks; coal mine underground sensors; nonlinear correction methods

0 引言

在煤矿井下,传感器数据的准确性和可靠性对于保障安全生产至关重要。井下的环境复杂多变,包括高湿度、高温、振动、粉尘等因素,这些都可能对传感器造成影响,导致其输出结果出现误差。而传感器作为监测和控制系统的重要组成部分,其数据的准确性直接关系到井下作业的安全和效率。因此,为了保障煤矿的安全生产,对传感器进行非线性校正显得尤为重要。非线性校正的目的是建立传感器输入与输出之间的准确映射关系,以减少误差并提高测量数据的准确性^[1]。如果不进行适当地校正,这些误差可能会导致安全风险和生产效率的降低。例如,如果传感器的数据失真,控制系统的反应可能会变得不准确或延迟,这可能会导致设备故障、资源浪费甚至发生事故。

为了校正传感器存在的非线性误差,研究者们提出了多种校正方法。例如,Gao Z 等人^[2]提出了一种新的基于模型的自动搜索算法的校正方法,通过构造信号流网络框架和嵌入建模搜索网络,可以对非线性信号模型的参数进行搜索,得到校正信号。该方法构建的信号模型可能在特定数据集上表现良好,但对于其他数据集的泛化能力有限。这意味着在面对新数据或针对煤矿井下这种复杂环境时,模型可能无法有效校正传感器数据。Li Y 等人^[3]提出了一种将蜻蜓算法和 Levenberg - Marquardt (LM) 算法相结合的误差修正方法,首先分析三轴磁传感器的误差来源,建立误差模型,然后分别采用 LM 算法和 DA - LM 算法求解误差参数,最后对磁测量数据进行了修正。该方法在建立误差模型时需要煤矿井下复杂环境中的非线性因素进行准确建模。如果误差模型无法很好地反映实际情况,修正效果可能不理想,导致修正后的数据仍存在偏差。杨秋菊等人^[4]以一种压力传感器为研究对象,首先消除传感器噪声信号,然后设计恢复函数误差传递算法,最后结合改进支持向量机实现非线性误差纠正。在该方法中,设计恢复函数误差传递算法时未能充分考虑煤矿井下环境的非线性因素及传感器特性,那么误差传递过程中的误差累积会导致最终的修正结果偏离实际值。王玉芬等人^[5]首先采集传感器测量数据,然后以此建立校正模型,最后通过改进粒子群算法求解得到偏差矢量,将其输入到校正模型当中,实现误差校正。该方法应用于煤矿井下环境,由于受非线性因素影响,会带来更多的传感器

测量数据干扰问题,导致建立的校正模型不够准确。如果未对校正模型参数进行进一步优化,可能会影响最终的误差校正效果。

结合前人研究的经验,针对其不足,该研究提出一种基于遗传改进神经网络的煤矿井下传感器非线性校正方法。通过这一研究,期望能够有效解决煤矿井下传感器因非线性因素导致的误差问题,提高测量数据的精度和可靠性。

1 煤矿井下传感器非线性校正方法

为了准确校正煤矿井下传感器的误差,该研究提出一种新的煤矿井下传感器非线性校正方法。该方法结合遗传算法与神经网络,旨在提高煤矿传感器数据的精度和可靠性。整个研究过程可以分为三个核心步骤,分别是确定校正模型的输入与输出、构建基于神经网络的非线性校正模型,以及利用遗传算法对校正模型进行改进。针对这三个步骤进行详细地分析。

1.1 确定校正模型的输入与输出

在煤矿井下等复杂多变的环境中,传感器能够实时监测煤矿内部的关键环境参数,如气体浓度、温度、湿度以及粉尘浓度等^[6]。这些数据有助于工作人员及时掌握潜在的危险情况,采取相应的安全措施,从而预防事故的发生,保护矿工的生命安全。因此确保传感器测量数据的准确性至关重要。然而,由于井下环境的复杂性,传感器往往受到非线性因素的影响,导致测量数据出现失真现象^[7]。这些因素使得传感器的输出与输入之间的关系不再是线性的,因此设计非线性校正模型前,需要先确定传感器的输入与输出,具体可以表示为:

$$P = \psi(s, a) \quad (1)$$

式中: s 、 P 代表传感器的输入与输出; a 代表影响传感器的非线性因素; ψ 代表 ReLu 非线性函数。

根据公式(1),得出:

$$s = \psi^{-1}(P, a) \quad (2)$$

式中: ψ^{-1} 为 ψ 的反非线性函数。

基于上述分析,构建传感器非线性校正系统,如图 1 所示。

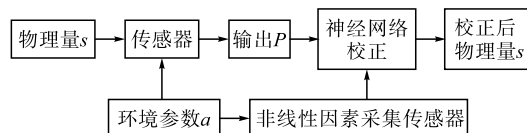


图 1 传感器非线性校正系统

非线性校正的目的是消除非线性因素对输入的影响,以提高输出的精度和准确性。在构建的校正系

统中,将传感器的输出以及相关的非线性因素作为神经网络的输入,从而将传感器的期望输出或标准值作为神经网络的输出。设置的目的是通过神经网络的学习和训练,构建一个能够准确反映传感器输入与输出之间映射关系的模型^[8]。首先,将传感器的输出和非线性因素(如温度、湿度、压力等)作为神经网络的输入,让神经网络能够捕捉到所有可能影响传感器输出的因素^[9]。这些非线性因素往往会对传感器的性能产生显著影响,导致测量结果出现非线性误差。通过将这些因素纳入输入,神经网络能够学习并模拟它们与传感器输出之间的复杂关系,从而更准确地校正实际测量值^[10]。其次,将传感器的期望输出或标准值作为神经网络的输出,是基于这样的假设:如果神经网络能够成功地模拟传感器的输入与输出之间的关系,并且能够准确地预测或复制传感器的期望输出,那么其校正后的传感器读数将更接近于实际值。通过不断地训练和优化神经网络,可以使其逐渐逼近这一理想状态,从而实现传感器非线性误差的有效校正。

实现校正的核心是通过其自学习能力,能够不断逼近 ψ^{-1} ,而要实现需要明确非线性因素的大小,因此采用上述图 1 校正系统时,必须增加一个测量非线性参数的传感器,用于获取校正模型的另一个输入数据。非线性参数的传感器需要根据需要校正的非线性因素进行具体选择。

1.2 基于神经网络构建传感器的非线性校正模型

神经网络具有强大的非线性映射能力,能够处理复杂的非线性关系和特征提取,适用于处理存在非线性因素的传感器误差问题。在煤矿井下环境中,传感器数据通常受到多种复杂的非线性影响,神经网络能够更好地捕捉这些非线性关系。因此,采用神经网络构建非线性校正模型,用于处理具有非线性特性的传感器数据^[11-12]。该模型通常包括一个输入层、一个或多个隐藏层和一个输出层。输入层接收原始的传感器数据,隐藏层通过神经元之间的连接权重进行非线性变换,将输入空间映射到输出空间,最终的输出层输出校正后的数据。基于神经网络的非线性校正模型结构如图 2 所示。

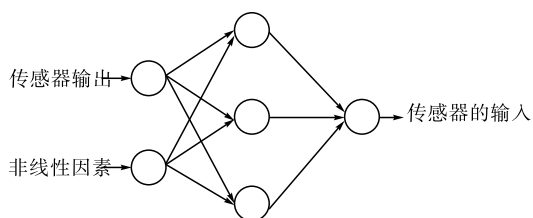


图 2 基于神经网络的非线性校正模型结构图

基于神经网络的非线性校正模型的训练是模型应用前不可缺少的一步,其目的是通过学习从输入数据到输出数据之间的映射关系,自动提取数据中的特征,并建立输入与输出之间的复杂映射,使神经网络能够实现输出期望的目标值^[13]。通过训练神经网络,可以使其逼近真实的数据分布,对非线性数据进行有效地预测和校正^[14]。这种训练可以帮助克服传统线性模型的局限性,更好地适应实际应用中复杂的非线性问题。训练具体过程如下:

步骤 1 输入训练样本,输入为 $x = \{P, a\}$,对应的输出为 s 。

步骤 2 将 x 输入到神经网络中,即:

$$\begin{cases} g_p = \sum_{p=1}^P w_{jp} x_p \\ G_j = f(g_p + \varpi_j) \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} h_j = \sum_{j=1}^n w_{kj} G_j \\ H_k = f(h_j + \tau_k) \end{cases} \quad (4)$$

式中: x_p 代表输入层神经元 p 的输入量; f 代表激活函数; H_k 代表输出层神经元 k 输出的结果; w_{kj} 代表输出层神经元 k 与隐含层神经元 j 之间的权重; w_{jp} 代表隐含层神经元 j 与输入层神经元 p 之间的权重; ϖ_j 代表隐含层神经元 j 的阈值; τ_k 代表输出层神经元 k 的阈值。

步骤 3 计算 H_k 与训练样本预期之间的差值 E ,即:

$$E = \frac{\sum_k (H_k - s_k)^2}{2} \quad (5)$$

式中: s_k 代表神经元 k 的预期输出。

步骤 5 根据误差 E 进行反向传播,调整神经网络参数,直至满足精度要求。

采用神经网络构建煤矿井下传感器的非线性校正模型,能够更有效地应对煤矿井下复杂环境中传感器数据的非线性校正挑战,进而显著提升数据的精确性和可靠性。

1.3 利用遗传算法改进非线性校正模型参数

传统的神经网络在训练过程中容易陷入局部最优解,影响模型的泛化能力。遗传算法的引入可以优化神经网络的参数,提高其泛化性能^[15]。具体来说,遗传算法在优化神经网络参数时,首先随机初始化一组参数组合,然后通过模拟生物进化过程,对这些参数进行选择、交叉和变异等操作,逐步淘汰差的

参数组合,保留好的参数组合。在这个过程中,遗传算法会不断迭代和更新参数组合,直到找到一组最优的参数组合,使得神经网络的性能达到最优。相比传统的优化算法,遗传算法具有全局搜索能力强、自适应能力强和并行计算等优点^[16-17]。通过将遗传算法与神经网络相结合,可以充分发挥两者的优势,提高校正方法的准确性和鲁棒性。遗传算法改进非线性校正模型具体过程如下:

(1)确定神经网络结构以及激活函数的选择等。这些结构的确定会直接影响神经网络的学习能力和性能。

(2)初始化种群:在遗传算法中,种群是由多个个体组成,每个个体代表一组神经网络的权重和阈值。因此,需要随机初始化一定数量的个体,形成初始种群。

(3)定义适应度函数:适应度函数用于评估每个个体的性能,即神经网络的预测误差。通常,预测误差越小,个体的适应度越高。因此,可以将预测误差的倒数或者其他相关指标作为适应度函数。

$$F_i = \left[\sum_i \sum_k (H_{ik} - s_{ik})^2 \right]^{-1} \quad (6)$$

式中: H_{ik} , s_{ik} 代表第*i*个个体第*k*个神经元的实际输出和预期输出; F_i 代表第*i*个个体第*k*个神经元的适应度函数。

(4)选择操作:根据适应度函数,利用轮盘赌法选择种群中适应度较高的个体,作为下一代的父本。

$$L_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \quad (7)$$

式中: L_i 代表第*i*个个体的选择概率。

(5)交叉操作:在神经网络中,可以将父本的权重和阈值进行交叉,以产生新的权重和阈值组合。

(6)变异操作:在神经网络中,可以对权重和阈值进行微小的随机扰动,实现变异操作。

(7)更新种群:将新产生的个体加入到种群中,替代原有的部分个体,形成新的种群。这个过程可以不断迭代进行,直到达到预设的终止条件,如迭代次数、适应度阈值等。

(8)神经网络训练:使用遗传算法优化后的权重(v_{kj} , v_{jp})和阈值(λ_j , φ_k),对神经网络进行训练。训练过程中,使用梯度下降法等方法,对神经网络的参数进行微调,以进一步提高神经网络的性能。

基于遗传改进神经网络的煤矿井下传感器非线性校正模型能够克服传统线性模型的局限性,更好地适应实际应用中复杂的非线性问题,从而在实际

应用中发挥重要的作用。

2 实验分析

本实验旨在测试基于遗传改进神经网络的煤矿井下传感器非线性校正方法的有效性和准确性。通过对比传统校正方法和遗传神经网络校正方法,评估遗传算法在提高传感器非线性校正性能方面的作用。

2.1 实验对象

瓦斯是一种有毒、有害的气体,主要成分是甲烷(沼气)。在煤矿井下,由于地质条件、采矿方法和通风状况等因素的影响,瓦斯容易在煤层、岩层和采空区等地方聚集,形成瓦斯涌出。煤矿井下瓦斯不仅导致人员中毒和窒息,还具有燃烧和爆炸的危险性,是煤矿生产中常见的重大安全隐患之一。为了保障煤矿安全生产,煤矿井下瓦斯浓度精准检测是十分重要的。该研究以煤矿井下瓦斯浓度传感器为研究对象,进行实验测试,如图3所示。



图3 瓦斯浓度传感器

图3中的瓦斯浓度传感器为半导体瓦斯传感器,其原理是利用半导体材料的氧化还原反应,当空气中的瓦斯浓度达到一定程度时,瓦斯分子与氧分子发生化学反应,生成水和二氧化碳。水和二氧化碳分子与半导体元件上的氧分子结合,使得元件表面的电阻值发生变化,从而检测瓦斯浓度。

2.2 实验数据获取

为了获取实验所需要的数据样本,该研究对图3瓦斯浓度传感器进行标定测试来获得。标定测试的步骤如下:

(1)准备工作。检查瓦斯浓度传感器是否完好,是否有损坏或者故障。同时,准备好标准气体、标准流量计、标准电位计等辅助设备及标定环境,确保符合标准要求。

(2)传感器热平衡。在标定环境下放置一段时间,等待传感器达到热平衡状态。保证传感器在标定过程中的稳定性和准确性。

(3)选择标准气体。根据瓦斯传感器的检测范围和检测气体,将已知浓度的瓦斯气体通入传感器中。

(4)气体流量校准。使用标准流量计测量标准气体的流量,并通过调节流量计,使气体流量达到标准值。

(5)传感器信号读取。将传感器接入标定电路,记录传感器的输出值,并记录。

经过标定测试,共取得 200 组实验数据,部分示例如表 1 所示。

在构建的校正模型中,除了上述表 1 实验数据外,还需要非线性因素数据。影响瓦斯浓度传感器的非线性环境因素包括以下几个方面:

(1)温度。瓦斯传感器的性能受温度影响较大,温度变化导致传感器的输出和测量误差发生变化。在高温环境下,瓦斯传感器可能会产生热漂移,导致测量结果不准确。

表 1 实验数据示例

采样点	传感器输入 (电阻值) / Ω	传感器检测 出的对应瓦 斯浓度值/%	标准瓦斯 浓度值/%
1	253.52	24.36	20
2	154.15	12.63	10
3	480.63	32.52	30
4	232.14	23.41	18
5	152.20	12.25	9
6	105.54	8.32	8
7	360.32	29.63	29

(2)湿度。井下湿度过高影响瓦斯传感器的正常工作,水汽会在传感器表面凝结,影响传感器的气敏元件,导致测量结果不准确。

(3)气压。井下气压的变化会对瓦斯传感器的测量结果产生影响,气压变化会导致瓦斯浓度的检测值发生变化。

针对温度、湿度、气压数据,在瓦斯浓度传感器周围布设相应的传感器,如图 4 所示。

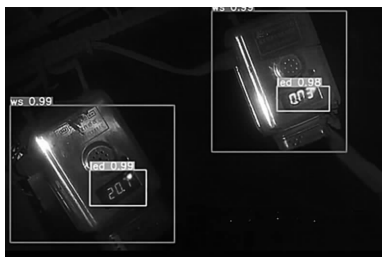


图 4 非线性环境因素数据采集现场

将传感器检测到的瓦斯浓度值和采集到的温

度、湿度、气压三种非线性因素值作为遗传改进神经网络的输入,将传感器的电阻值作为遗传改进神经网络的输出,构成 200 个样本。其中前 90% 作为遗传改进神经网络的训练样本,剩余 10% 作为测试样本。

2.3 传感器非线性校正结果

利用 200 个样本前 90% 对基于遗传改进神经网络的煤矿井下传感器非线性校正模型进行训练,然后利用训练好的模型进行传感器非线性校正,校正结果如表 2 所示。

表 2 传感器非线性校正结果

测试 样本	传感器非线性 校正前的瓦斯 浓度值/%	传感器非线性 校正后的瓦斯 浓度值/%	标准瓦斯浓度 值/%
1	52.58	50.05	50
2	64.63	60.12	60
3	65.32	69.58	70
4	72.80	79.86	80
5	84.52	90.13	90
6	104.87	100.07	100
7	111.98	110.08	110
8	127.32	119.52	120
9	125.70	129.78	130
10	142.68	140.63	140
11	154.22	150.17	150
12	161.74	160.24	160
13	173.36	170.80	170
14	175.53	179.52	180
15	185.74	188.50	190
16	208.17	200.08	200
17	212.06	210.17	210
18	222.20	220.28	220
19	222.24	228.96	230
20	244.65	240.11	240

根据表 2 的数据分析,该研究方法校正后的瓦斯浓度值相较于未校正的数据明显更接近标准值,误差得到显著减小。充分证明该研究方法在处理非线性误差数据时的有效性。通过充分考量非线性误差数据,合理确定校正模型的输入与输出,以神经网络为核心构建针对非线性问题的校正模型,并利用遗传算法对模型参数进行优化。以上步骤有效提高校正效果和模型的性能,为煤矿安全生产和效率提升提供有力支持。

3 结束语

通过非线性校正,可以建立准确的传感器输入

与输出之间的映射关系,减少测量误差,提高数据的准确性。针对煤矿井下的特殊环境,该研究提出一种基于遗传算法优化的神经网络方法进行传感器非线性校正。这种方法利用神经网络的自学习特性和非线性映射能力,有效处理复杂的非线性因素和特征提取,以应对井下恶劣的工作环境。同时,结合遗传算法对校正模型的权值和阈值参数进行优化调整,进一步增强校正的准确性和模型的性能。实验结果表明,经过该方法校正后的瓦斯浓度值与标准瓦斯浓度值更加接近,误差明显减小。这充分证实了该方法在实际应用中的有效性和可靠性,对于提高煤矿生产的安全性和效率具有重要意义。

参考文献:

- [1] 王璐,程勇,尹伟,等.基于 Sage - Husa 预测算法的直流无刷电机 Hall 传感器位置信息校正[J].仪器仪表学报,2023,44(10):90-99.
- [2] GAO Z, ZHOU B, HOU B, et al. Self - calibration of nonlinear signal model for angular position sensors by model - based automatic search algorithm[J]. Sensors, 2019,19(12):2760-2760.
- [3] LI Y, LI C H, SONG Z, et al. Correction method of three - axis magnetic sensor based on DA - LM[J]. Metals,2022,12(3):428-428.
- [4] 杨秋菊,王彤.扩散硅压阻式压力传感器非线性误差纠正方法[J].哈尔滨工程大学学报,2023,44(03):466-472.
- [5] 王玉芬,周国华,吴轲娜,等.基于动态学习策略多群体粒子群的消磁站水下磁传感器位置校正方法[J].兵工学报,2023,44(02):526-533.
- [6] 蒲明辉,罗祺,张金皓,等.差动平行极板变极距电容式传感器的误差校正方法[J].仪表技术与传感器,

2022(03):33-39.

- [7] 娄敏,彭雪峰,叶大伟,等. 高精度多极磁感应角位移传感器校正方法的技术研究[J]. 传感技术学报, 2023,36(09):1452-1458.
- [8] 李景富,李福荣. 基于误差反馈的光纤传感器测距畸变校正方法[J]. 激光杂志, 2023,44(08):231-235.
- [9] 刘万里,张学亮,徐健斌,等. 多传感器融合的时空关系在线自动校正方法研究[J]. 中国科学:技术科学, 2023,53(11):1975-1989.
- [10] 申永鹏,王前程,王延峰,等. 直流母线单电流传感器零点漂移误差自校正策略[J]. 电机与控制学报, 2023,27(07):133-142.
- [11] 于博文,俞若愚,尹飞飞,等. 一种 CMOS 温度传感器输出误差的数字校正方法[J]. 半导体技术, 2023,48(01):43-47+53.
- [12] 肖舜仁,胡青春,李妮妮,等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的无人机多传感器校正方法研究[J]. 机床与液压, 2022,50(10):12-18.
- [13] 廖金湘,陈木荣,张敏,等. 基于纹理特征的环状肌电传感器位置偏移校正方法[J]. 国外电子测量技术, 2022,41(04):29-36.
- [14] 丁军,古榆川,黄霞,等. 基于改进遗传算法优化人工神经网络的 304 不锈钢流变应力预测准确性研究[J]. 机械工程学报, 2022,58(10):78-86.
- [15] 胡志新,王涛. 改进遗传算法优化 BP 神经网络的双目相机标定[J]. 光电与控制, 2022,29(01):75-79.
- [16] 谢琳琳,朱武,崔昊杨. 改进遗传优化神经网络的光伏阵列故障诊断[J]. 电源技术, 2022,46(07):802-806.
- [17] 于洋,张骏,王磊,等. 基于改进遗传算法的多源数据继电保护定值优化策略[J]. 电子设计工程, 2024,32(6):81-85.

(上接第 113 页)

- [3] 刘畅. 气体超声流量计在声道故障状态下的应用技术研究[J]. 化工自动化及仪表, 2020, 47(4): 303-307.
- [4] 全国石油天然气标准化技术委员会. 用气体超声流量计测量天然气流量: GB/T 18604—2014[S]. 2014.
- [5] 祝飘霞. DN804 声道气体超声波流量计设计与适应性研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2020.
- [6] 郑丹丹. 速度分布对气体超声流量计声传播规律的影响[J]. 天津大学学报, 2017, 50(11): 1169-1175.
- [7] 郭燕军. Z 型多声道超声波流量计常见故障分析[J]. 工业计量, 2022, 32(1): 78-80.
- [8] 李玉军. 气体超声波流量计现场应用技术研究[D]. 西

安:西安石油大学,2016.

- [9] 陈鹏. 超声波流量计诊断及故障处理[J]. 石化技术, 2016(3):127-128.
- [10] 裴全斌. 天然气超声流量计的应用与故障处理[J]. 石油工业技术监督, 2012, 28(3):47-48.
- [11] 全恺. 超声流量计现场故障诊断及处理方法[J]. 计量与测试技术, 2009, 36(3):33-34.
- [12] 刘丹丹. 多声道超声波气体流量测量若干问题的研究[D]. 杭州:浙江大学, 2017.
- [13] 王清伟. 一种提高超声波流量计测量精度的补偿算法[J]. 声学及电子工程, 2009(3):34-36.