

# 基于神经网络算法在油田管道压力容器泄漏性能检测研究

陈金鑫 翟学能 杨钰涛 冯楚熙 梁勇维 (广州华夏职业学院, 广东 广州 510900)

**摘要:** 近年来, 油田管道压力容器泄漏事故频发, 给油田生产和环境安全带来了严重威胁。传统的泄漏性能检测方法存在一定的局限性, 难以满足实际应用需求。因此, 本研究基于神经网络算法, 针对油田管道压力容器泄漏性能进行了深入研究。介绍了基于神经网络算法的泄漏性能检测方法, 并阐述了神经网络在该任务中的优势和适用性。具体而言, 本研究采用了多层感知器 (MLP) 神经网络模型, 并通过输入压力、温度、流量等参数来预测泄漏性能。在验证有效性的同时, 我们提出了一个自构建实验数据集, 并进行了一系列实验。实验结果表明, 基于神经网络算法的泄漏性能检测方法在准确性和可靠性方面均取得了显著的改进。

**关键词:** 神经网络算法; 油田管道; 压力容器; 泄漏性能

**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-5167 (2026) 003-0028-04

## Research on Leak Performance Detection of Oil Field Pipeline Pressure Vessels Based on Neural Network Algorithm

Chen Jinxin, Zhai Xueneng, Yang Yutao, Feng Chuxi, Liang Yongwei (Guangzhou Huaxia Vocational College, Guangzhou Guangdong 510900, China)

**Abstract:** In recent years, oil field pipeline pressure vessel leakage accidents have occurred frequently, posing a serious threat to oil field production and environmental safety. Traditional leakage performance testing methods have certain limitations and are difficult to meet practical application needs. Therefore, this study conducted in-depth research on the leakage performance of oil field pipeline pressure vessels based on neural network algorithms. Introduced a leakage performance detection method based on neural network algorithm, and elaborated on the advantages and applicability of neural networks in this task. Specifically, this study employed a multi-layer perceptron (MLP) neural network model and predicted leakage performance by inputting parameters such as pressure, temperature, and flow rate. While verifying its effectiveness, we proposed a self built experimental dataset and conducted a series of experiments. The experimental results show that the leakage performance detection method based on neural network algorithm has achieved significant improvements in accuracy and reliability.

**Keywords:** neural network algorithm; Oilfield pipelines; Pressure vessel; Leakage performance

对于油田的管道和压力容器的泄漏性能的研究是一次正式地对油田行业的管道以及压力容器系统的调研工作。目的在于了解油田管道以及压力容器的泄漏情况, 提高油田管道及压力容器的泄漏性能, 以保证油田管道以及压力容器的安全性以及稳定性, 进而保护人员以及环境的安全。研究人员会对油田管道以及压力容器系统的结构设计、材料性能以及工作环境等各种要素进行全面的分析, 其中包括对管道和压力容器的结构形状, 材料的抗拉强度与耐腐蚀能力, 系统中存在的压力以及温度等各种参数的分析, 并进行对泄漏机理的研究。其次要对不同类型泄漏的形式进行分析, 并且找出造成这种泄漏的原因, 比如由于管道本身的腐蚀导致产生泄漏; 或者由于疲劳造成的破裂和破坏; 或者是由于操作失误所致的损坏, 在此基础上进行详细的探讨, 结合具体的机理来进行总结, 为以后提出相应的预防和控制措施提供了参考意见。

在此过程中, 研究人员还将利用数值模拟、实验测试及现场观测等手段, 对于泄漏的速度和规模进行量化分析; 而数值模拟则是以流体力学模型为参考,

模拟出实际泄漏过程, 进而推导出泄漏率以及压力的变化情况; 实验测试则是依据实际情况开展泄漏实验, 收集相关资料信息, 检验数值模拟的准确度; 最后根据具体情况进一步开展现场观察分析工作, 从中获得现场实际存在的一些泄漏的现象和情况; 随后根据实际的研究结果给出相应的改进和完善方案, 如针对管线与压力容器本身做出完善设计, 或是使用抗腐蚀性能更强的材料进行生产加工, 增加泄漏检测报警系统或工作人员培训以及增强自身安全防护等。以上建议都可以提高油田管道、压力容器系统的安全可靠程度以及降低因泄漏导致的事故发生率。

### 1 神经网络性能检测算法设计

#### 1.1 MLP 简介

前馈神经网络也包含 MLP 模型, 它是由多个神经元组成的网络结构, 通过这种增加神经元的网络结构, 可以增加模型拟合的准确度, MLP 既由多个神经元组成, 结构如图 1 所示。其中 MLP 的结构包含有输入层、隐藏层和输出层。原始数据接收的部分由输入层负责完成, 通过非线性变换可以改变隐藏层的结构,

从而是网络的可学习增加，以学习和捕捉输入数据中的重要特征和结构，能够帮助神经网络处理复杂的任务并提高模型的表达能力和预测性能。输出层根据隐藏层的结果生成最终的预测输出。MLP 的训练过程主要依赖于反向传播算法。通过反向传播算法更新网络的权值，其中误差函数可以有多种选择，通过权值的更新，从而使网络能够更好地拟合数据。迭代算法包含反向传播算法，从网络的输出层开始，并向后传播误差，直到到达网络的输入层。在每个迭代中，网络的权重都会根据误差进行更新，并根据误差梯度逐层向后传播，使网络中的权重大小以及偏置大小从而被更新。梯度下降算法经常被这一过程而使用，通过最小化误差来优化网络的预测能力。

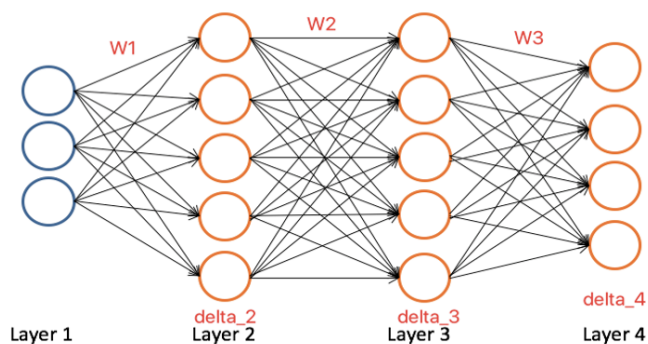


图 1 MLP 神经网络

## 1.2 SGD 简介

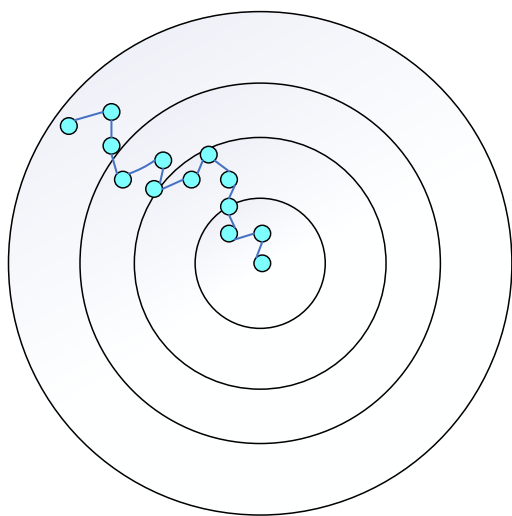


图 2 SGD 算法

从上面可以看出 SGD 实际上就是 SGD 算法，作为一种常用的优化算法（SGD 如图 2 所示）SGD 的核心思想是采用随机选取样本或小批量选取样本的方法来近似求解损失函数对参数求导得到的梯度，并使用此梯度信息来更新参数大小。由于采用随机性选取样本和更新参数值的方式，所以相对于其他的机器学习算法而言，SGD 更加适合大规模数据集，以及进行在

线学习任务。同时由于 SGD 具有随机性、实时更新和学习率可调的特点，使其能够用在训练一些比较复杂的模型上（例如：训练一些深层神经网络等）；同时利用反复迭代的方式与对参数进行一次次地更新操作，能够达到优化模型的效果，让模型更加接近真实数据，并且模型拥有较好的泛化性能。

## 1.3 ReLU 简介

ReLU 是一种常见的激活函数，也称作 ReLU 激活函数，定义如公式 (1) 所示： $f(x)=\max\{0, x\}$ ，输入为  $x$ 。它的输出就等于输入本身（如果输入大于 0 时），如果输入小于等于 0，则为 0。ReLU 的优点有三点：非线性；计算效率高；解决了梯度消失的问题，并且可以激发神经元的稀疏性。它具有非线性的特点能够帮助神经网络实现一些比较复杂的非线性关系；同时由于它的计算量非常小，因此有助于提高模型的训练速度及推理速度。能够有效地避免梯度消失问题，有助于深层网络传递梯度信息，便于进一步训练。另外，具有稀疏激活性的优点，可以使网络更加具有稀疏性。

$$\text{relu}(x) = \max(x, 0)$$

$$\text{relu}(x) = \begin{cases} x & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

## 1.4 Softmax 简介

Softmax 激活函数是一种常用的非线性函数如公式 2 所示，用于多类别分类任务中。Softmax 函数将向量中的元素转换为概率值。其中输出作为概率分布，其中每个元素的表示为输入属于特定类别的概率。Softmax 函数的输入向量可以表示输出的数据，其中每个元素表示的是为输入属于特定类别的得分。其中特定类别的概率由每个元素的输入来表示。方便对不同类别进行比较和选择。此函数的特点包括输出概率的归一化、平滑性和适用于多类别分类任务。最终从而提升模型的鲁棒性，泛化性。

$$\text{Soft max}(x) = \frac{e^{x_i}}{\sum_i e^{x_i}} \quad (2)$$

## 1.5 Cross-Entropy Loss 简介

交叉熵损失函数是机器学习和深度学习领域广泛使用的一种损失函数。它用于衡量模型的预测概率分布与真实标签之间的差异，特别适用于多类别分类任务。交叉熵损失函数作为一种度量预测模型性能的损失函数。它基本理论是基于信息论中的熵的概念，熵作为一个衡量随机变量不确定性大小的度量。它的输出大小计算了预测概率分布与真实标签之间的熵，并将其作为模型性能的度量。如果交叉熵损失函数的大

小比较低,表示拟合的模型和原模型基本一致,当损失函数大小比较大时,表示当前拟合模型同原模型之间存在差异。表示模型的预测有较大的偏差如公式 3 所示。其中:  $loss$  为交叉熵损失函数的值,  $y_i$  为真实标签,  $p_i$  为模型对第  $i$  类的预测概率。

$$loss = -\sum y_i \log(p_i) \quad (3)$$

### 1.6 BP 简介

当神经网络在进行网络训练时,需要一种算法从而来计算网络的权值,并最终通过网络的权值大小从而来拟合最终的模型,  $bp$  算法正得此而提出,通过损失函数所求的数值大小最终在经过层层神经元求导,并通过激活函数进行非线性变换。BP 神经网络的训练过程中,反向传播算法是其关键的步骤。在计算数据预测的输出与数据实际的输出之间的数值误差的同时,再根据算法本身特点更新权值与偏置的数值大小。这使用梯度下降算法来最小化误差。通过反复迭代这个过程,网络逐渐优化并适应输入-输出映射关系。这一过程使用梯度下降算法,根据误差梯度对网络参数进行调整,以最小化误差并提高预测的准确性。

## 2 神经网络设计

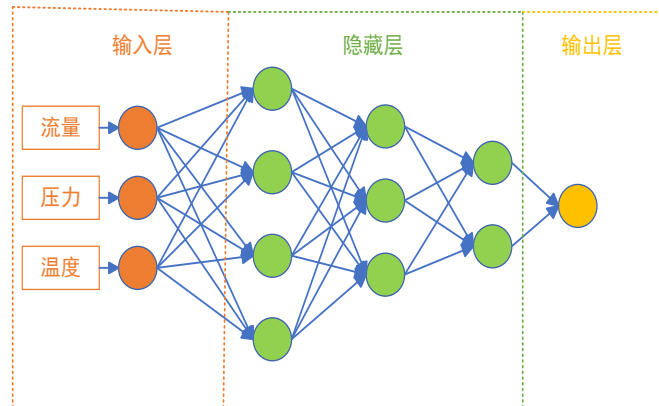


图 3 网络结构设计

针对油田管道压力容器泄漏性能检测,本文采用神经网络算法,其中神经网络结构包括五层,其中第一层为输入层,负责采样数据特征,第二层直至第四层作为隐藏层负责对采样数据进行非线性拟合,第五层作为输出层输出最终所需要的预期结果。本文激活函数的选择为 ReLU 函数。ReLU 函数具有非线性特点,输入层负责接收原始数据作为输入。隐藏层是网络的核心组成部分,包含多个神经元节点,引入非线性关系,使用 ReLU 激活函数,神经网络层层连接,上一个输出是下一层的输出,通过各个网络来包含神经元节点,用于生成最终的预测结果。softmax 函数用于训练最后一层的预测结果如图 3 所示。采用随机梯度下降优化算法,该网络可以进行有效的训练和学习,

实现准确的预测结果。

## 3 实验结果

大量采集实验数据建立自建数据集,包含多种工况下不同的流量、压力、温度等输入特征,标记了泄漏及非泄漏样本,认为其是影响管道压力容器的泄漏的重要因素,并选择 Relu-network 神经网络结构作为实验模型,该模型具有较好的泛化能力,用于各种机器学习的任务,将流量、压力和温度作为神经网络输入特征,在经过多次隐藏层的特征提取及特征处理之后,得到该模型的预测值为是否,以此来判断当前管道压力容器是否发生泄漏。

通过训练、测试神经网络模型得到如图 4, 5 所示结果,模型的准确率达到 95.53% 左右,由此可知该模型能够很好地应用于管道压力容器的泄漏性能检测工作,同时也可以提前预知发生泄漏的可能性,并作出预防措施,保证油田的安全运行。

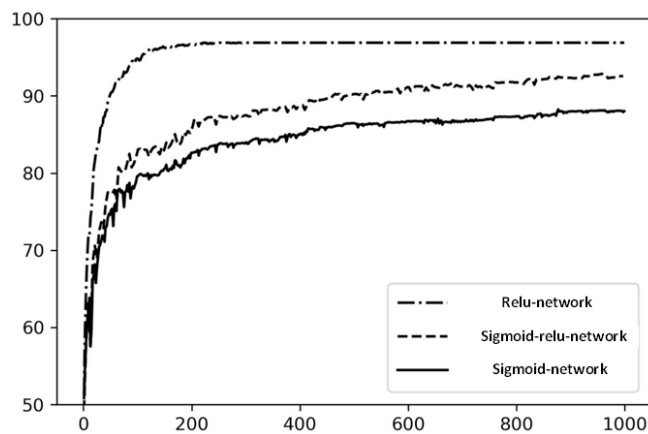


图 4 实验结果

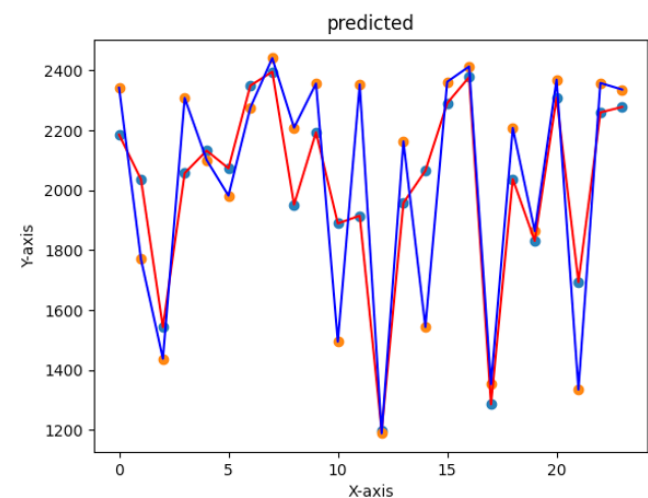


图 5 训练 100 次拟合情况

## 4 结束语

基于神经网络算法的油田管道压力容器泄漏性能检测技术取得了较大进展,但是因为油田管道压力容

器泄漏事故频繁发生,不但严重影响油田生产以及破坏油井周边的生态环境,同时不能使用传统的检测方式来对其进行精准检测,只能利用神经网络算法才能够保证泄露性能检测工作的高效性以及可靠性。

本文使用了多层感知器神经网络模型,用压力、温度、流量等参数作为输入,进行泄露性能的预测。通过构建实验数据集并进行实验验证,该基于神经网络算法的泄露性能检测方法能更好的保证检测准确性和可靠性;同时还可以给油田管道压力容器泄露性能的预测与预防提供一定的技术支持,并有利于油田生产的安全稳定及环境的保护。今后可以在优化神经网络算法结构和参数的基础上继续拓展算法的应用领域,完善数据集的大小,提高神经网络模型的鲁棒性及泛化能力。

#### 参考文献:

- [1] 焦明之,沈中丽,周扬明,何新建,贺耀宜.面向煤矿混合气体检测的神经网络算法研究进展[J].工矿自动化,2023(9):1-8.
- [2] 欧阳晔,江巍,吴怡,冯强,郑宏.广义乘法法求

解构造变分问题的神经网络方法[J].工程力学 2023(11):1-10.

- [3] 施强.基于BP神经网络的计算机图像智能识别方法[J].电脑编程s技巧与维护,2022(10):134-137.
- [4] 黄薛凯,鲁植雄,陈雷,安宇辉.HMCVT泵控马达系统模糊PID控制研究[J].江西农业大学学报,2023,45(01):189-201.
- [5] 鲍伟,任超.基于GWO-BP神经网络的电池SOC预测方法研究[J].计算机应用与软件,2022,39(09):65-71.
- [6] 杨永,李海滨.基于对偶神经网络的动力方程精细积分法[J].振动与冲击,2022,41(16):188-193.
- [7] 王晓燕,王品,郎贺,白贤明.梯度下降优化神经网络的主轴可靠性预测模型[J].沈阳航空航天大学学报,2022,39(04):37-43.

#### 作者简介:

陈金鑫(1980-),女,汉族,湖南株洲人,本科,副教授,研究方向:电气自动化,自动控制,智能制造,自动化生产线等方向。

