

基于机器学习的跨海管道泄漏位置预测模型

卓美燕¹, 林文介²

(1. 福建水利电力职业技术学院, 福建 永安 366000; 2. 福建省莆田水利水电勘测设计院有限公司, 福建 莆田 351100)

摘要:为解决跨海管道泄漏位置定位问题,利用 EPANET 软件对海底管道泄漏探测进行建模,采用 BP 神经网络模型和经 K-CV 改进的 SVR 模型进行泄漏位置预测。对 BP 神经网络的隐含层数和学习函数进行优化和选择,使用 K-CV 方法对 SVR 算法的惩罚系数 c 和核函数参数 g 进行最优组合探寻。利用 EPANET 软件建模数据形成训练集,随机选取测试集进行预测,同时使用均方根误差和相关系数对预测结果进行评价。实例验证结果表明:K-CV 方法能够有效提高 SVR 模型预测精度;与水力学稳态方程相比,BP 神经网络模型在泄露位置预测问题中应用范围更广、预测精度更高。

关键词:跨海输水管道;泄漏位置预测;EPANET 软件;BP 神经网络;支持向量回归

中图分类号:TU991;TV698.1⁺2 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2022)03-0045-06

Leakage location prediction model of trans-oceanic pipelines based on machine learning//ZHUO Meiyang¹, LIN Wenjie²(1. Fujian College of Water Conservancy and Electric Power, Yong'an 366000, China; 2. Putian Water Conservancy and Hydropower Survey and Design Institute Co., Ltd., Putian 351100, China)

Abstract: To solve the problem of pipeline leakage location determination, the leak situation of a trans-oceanic pipeline was modeled by EPANET software, and the BP neural network model and K-CV improved SVR model were used to predict the leak location. Firstly, the number of hidden layers and learning function of BP neural network were optimized and selected, and K-CV method was used to search for the optimal combination of the penalty coefficient c and the kernel function parameter g of SVR. The EPANET software modeling data was used to form a training set, and the test set was randomly selected from original data for prediction. Meanwhile, the relative mean square error and correlation coefficient were used to evaluate the prediction results. The experimental results show that K-CV method can effectively improve the accuracy of SVR model. Compared with the traditional steady-state hydraulic equation, the neural network model has a wider range of applications and higher accuracy in the prediction of leak location of trans-oceanic pipelines.

Key words: trans-oceanic pipelines; leakage location prediction; EPANET; BP neural network; support vector regression

输送石油、天然气、水等的管道系统会因为管道材料选择不当、接头薄弱、土方运动、泥沙等问题^[1-3]造成管道泄漏。跨海引水工程,如国内的汕头市南澳岛供水工程^[4]、獐岛农村引水跨海供水工程^[5]等泄漏位置多处于海底,位置难以检测。

尽管泄漏检测和定位很重要,但目前对于管道的泄漏影响因素还没有很完善的研究。Ali 等^[6]将现有的检漏方法进行了分类:第一类方法依赖于从声学仪器、照相机、探地雷达(GPR)、光纤等收集数据^[7-8]。这些方法的主要问题是可扩展性差、安装和维护成本高、功耗高。第二类方法是使用水力学稳态方程计算得出泄漏位置,瞬态流在网络发生泄漏时可以带来更多的信息。该方法将传感器收集到的瞬态水利参数与稳态方程的计算参数进行比较^[9],

通过参数的差异识别异常情况。但研究表明,该方法在泄漏量比较轻微或者背景噪声较大时精度较低^[10]。第三类方法是依靠传感器的实时数据结合机器学习进行预测,Soldevila 等^[11]提出了一种基于分类器(K-Nearest Neighbor 和 Bayes)和压力模型的配水网络(water distribution networks,WDNs)泄漏检测方法,通过收集压力数据,然后应用 K-Nearest Neighbor 和 Bayes 分类器获取残差,以确定泄漏位置。该方法的优点是采集和传输数据的时间间隔较短,成本较低,可考虑因素较多。

本文以莆田平海湾跨海供水应急工程为例,使用 EPANET 软件建模,分析使用水力学方程计算和使用多种神经网络进行预测泄漏位置的可行性,并与实际工程结果进行比较,以期能为跨海输水管道

1 研究方法

1.1 EPANET 软件

EPANET 软件是由美国国家环境保护局开发的管网模拟软件,可用于模拟世界各地的水分配系统,也常用来模拟水分配系统中的泄漏情况^[12-13]。建立好管网模型后,EPANET 可以对管网的水利、水质等各种特征进行模拟,来跟踪管道流量、节点压力、水龄以及模拟期间整个网络的水源等。

1.2 泄漏预测方法

1.2.1 水力学稳态方程

跨海管道中,依据重力场中不可压缩流体恒定流的 Bernoulli's 方程,对于管道中任意两节点有如下方程:

$$z_1 + \frac{p_1}{\rho g} + \frac{v_1^2}{2g} = z_2 + \frac{p_2}{\rho g} + \frac{v_2^2}{2g} + h_2 \tag{1}$$

式中: z_1 、 z_2 分别为输水管道 1、2 节点的当地高程; p_1 、 p_2 分别为输水管道 1、2 节点的内水压力; v_1 、 v_2 分别为输水管道 1、2 节点平均流速,沿程不变; h_2 为输水管道 2 节点总水头损失,包含沿程水头损失 h_f 和局部水头损失 h_j ; ρ 为水的密度; g 为重力加速度。

实际工程中,管道泄漏处的总水头难以测得,因此该计算方法只适用于完全泄漏时,即泄漏处流量等于总流量且泄漏处管道流速与海面近似($v_2=0$),因此令

$$\begin{cases} h_1 = z_1 + \frac{p_1}{\rho g} + \frac{v_1^2}{2g} \\ h_3 = z_2 + \frac{p_2}{\rho g} \end{cases} \tag{2}$$

式中: h_1 为陆地上测压管所测水头; h_3 为潮平面水头。

输水管道和配水管道的 h_j 可按 h_f 的 10% 计算,将式(2)代入式(1)可得:

$$h_2 = h_1 - h_3 = 1.1h_f \tag{3}$$

根据 Hazen-Williams 方程,泄漏处距陆地测压管距离为

$$L_{\text{leak}} = \frac{h_2}{1.1 \times 10.67C^{-1.852}Q^{1.852}d^{-4.87}} \tag{4}$$

式中: L_{leak} 为计算管段的长度; h_2 为单位管长水头损失; C 为 Hazen-Williams 系数,本文管道为钢丝网骨架聚乙烯复合管材质,根据 SL310—2004《村镇供水工程技术规范》取为 130; Q 为管段流量; d 为管道直径。

1.2.2 支持向量机模型

支持向量机(support vector machine, SVM)是将输入向量非线性映射到一个高维特征空间的机器学习模型^[14],在这个特征空间中根据选定的核函数构造了一个线性决策面,决策面的特殊性质保证了学习机具有较高的泛化能力。SVM 用于回归问题时,对于特定的训练样本集 $D = \{(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, y_1), (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n}, y_2), \dots, (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nn}, y_n)\}$,希望能够得到一个 $f(x)$ 使其与 y 尽可能接近。与 SVM 不同,支持向量回归(support vector regression, SVR)允许 $f(x)$ 与 y 之间差值大于误差 ε 时才计算损失。当训练样本落入宽度为 2ε 的样本带时,预测被判断为正确。

1.2.3 BP 神经网络模型

反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)是一种最常用的前向神经网络^[15],又称误差反向传播网络,是一种多层映射网络,在信息向前传播的同时,最大限度地减少反向误差。单隐层 BP 神经网络可以近似任意精度的任何非线性函数^[16]。BPNN 使用梯度下降算法进行优化^[17]:首先,对网络的连接权值和阈值进行随机初始化;然后,利用训练样本调整网络的连接权值和阈值,通过梯度下降使网络输出值和实际值的均方误差(MSE)最小。单个隐含层 BPNN 由输入层、隐含层和输出层组成。相邻层通过权值连接,权值总是分布在 -1 和 1 之间。

1.3 模型框架

本文采用相关系数和均方根误差对不同模型的预测结果进行评价。对于管道泄漏位置预测问题,对比了 2 种机器学习方法的预测精度,分别构建了 K-CV-SVR 模型和 BP 神经网络模型,图 1 为 2 种机器学习模型的流程,主要分为两部分:

a. 首先使用 SVM-SCALE 程序对初始数据进行归一化,形成训练集和测试集。然后使用 K-CV 方法对 SVR 模型中参数 c 和 g 进行寻优,将获得的最优参数分别带入核函数。使用不同的迭代次数计算 SVR 模型的相关系数和均方根误差判别预测模型的好坏,最终将测试集带入 SVR 机器学习模型输出预测值。

b. 将训练集的数据分别带入 BP 神经网络不同的激励函数中,由于输入输出层各有 3 种激励函数和 5 种学习算法,对各种函数和算法的组合进行遍历,选出满足误差条件的最优函数和算法组合,带入训练集构建预测模型。最后将测试集带入预测模型得到管道泄漏位置的预测值。

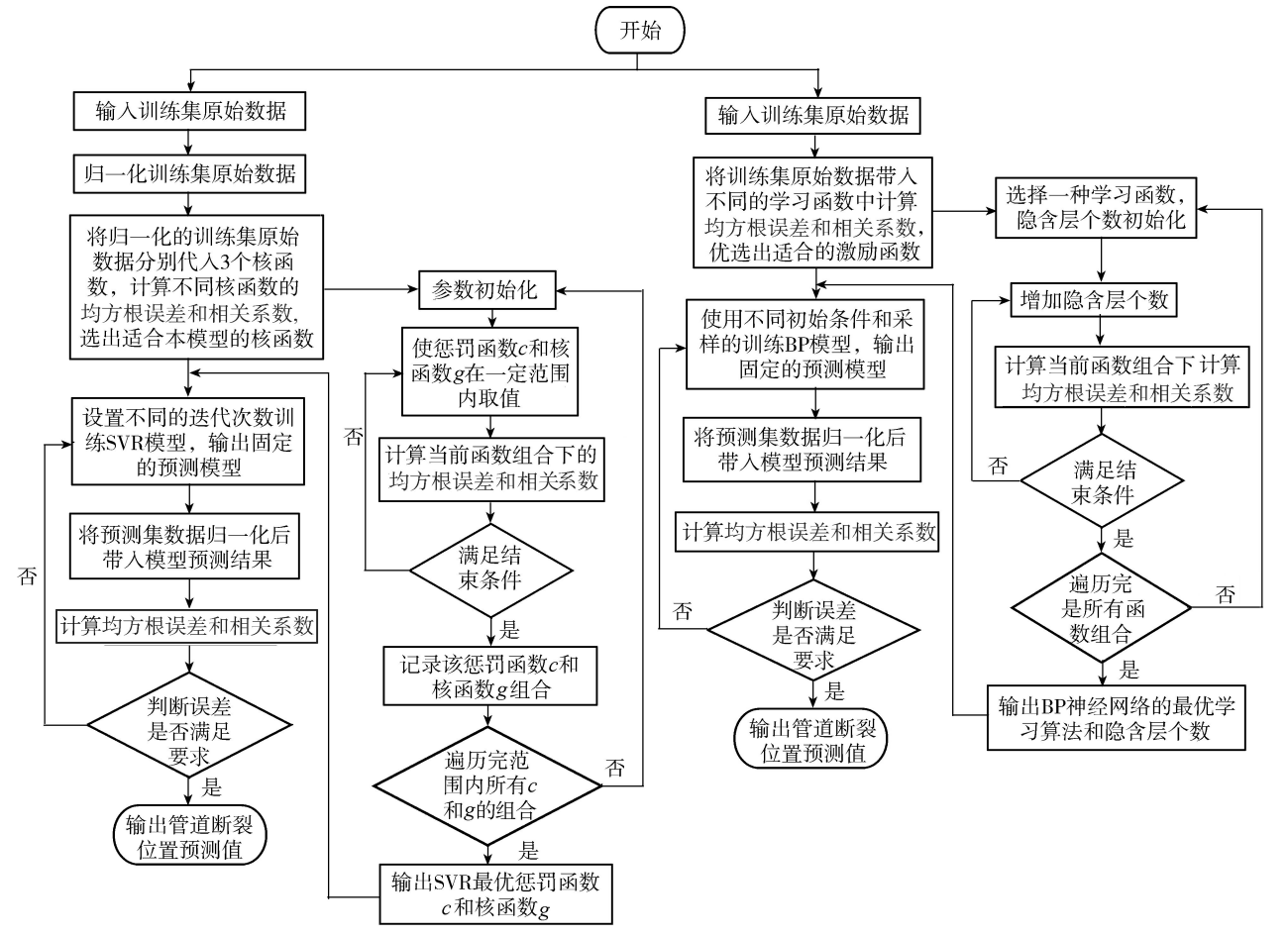


图1 BP神经网络模型和 K-CV-SVR 模型流程

2 实例验证

2.1 EPANET 模型构建

莆田平海湾跨海供水应急工程位于秀屿区东南部,主要解决南日岛和平海湾缺水问题,是一项民心工程。南日海岛岛内居住约 5.6 万人,地表水人均不足 300 m³,属极度贫水区^[18]。为解决岛上军民的用水问题,当地政府决定建设平海湾跨海供水工程。设计日供水规模 6.5 万 t,水源来自东圳水库,取水口驳接北岸供水工程笏石新厝店分叉口,建设东峽、南日水厂各一座,中途建加压泵站两座。供水主管道长 44.06 km,其中海底管道长 9.86 km。海底管道采用钢丝网骨架聚乙烯复合管,管径为 500 mm,其余管段为直径 500 ~ 800 mm 的玻璃钢管。已知平

海湾跨海供水管网的基本参数,如各管段材料、管长,各节点高程等,使用 EPANET 软件构建其基础模型,如图 2 所示。

2.2 训练集样本获取与处理

当管网存在泄漏时,前后管段的压力和流量会发生改变,并且和泄漏量有关。因此前后管段的流量读数和压力读数具有很强的特征性,考虑到实际测量数值的方便性,本文采用海底管道在陆地两侧的管段流量作为输入样本。

模拟漏失形式时,使用 EPANET 自带的射流点模型。射流点是 EPANET 模型的节点属性之一,通过射流点的流量与该节点压强的关系如下:

$$q = C_1 p^\gamma \quad (5)$$

式中: q 为节点的流量; p 为压强; C_1 为流量系数;

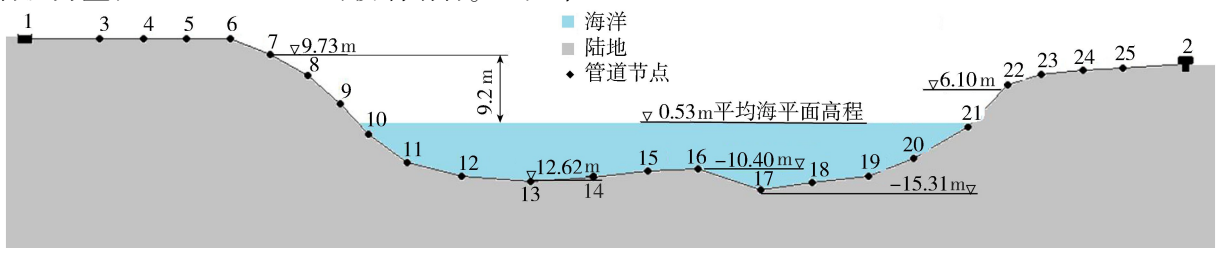


图2 EPANET 构建的供水管道模型

γ 为压强指数,对于喷嘴, $\gamma=0.5$ 。

射流点可以模拟与连接节点相连的管道渗漏,节点的渗漏情况与压强系数和流量系数均有关,EPANET 只支持对流量系数的修改,所以本文调整不同的节点流量系数以模拟现实中可能发生的泄漏情况。节点流量系数调整的最大值为使后管流量为零的值,选择范围从 0 至最大值均匀四等分的 4 组节点流量系数作为试验参数。模拟泄漏点的间隔为 200 m,因此对于总长约 10 km 的海底管道,得到 200 组流量作为输入样本,200 个泄漏点位置作为输出样本,即输入样本共计 200×2 个数据。200 个输出数据。在神经网络训练时随机选取 60% 的数据作为训练集数据,15% 的数据作为验证集数据,25% 的数据作为测试集数据。

2.3 BP 神经网络模型优化

隐含层层数与节点个数会影响 BP 神经网络的阈值和权值大小,输入数据经过隐含层进行加权求和,随后将求和的值通过方程映射获得预测值和实际值的差会反向传播到学习算法中,学习算法进而对隐含层的阈值和权值进行调整。因此隐含层层数和学习算法的选取对于 BP 神经网络十分重要。

2.3.1 隐含层层数寻优

由 Kolmogorov 定理可知

$$n_2 = \sqrt{n_1 + o + 1} + a \tag{6}$$

式中: n_2 为隐含层节点数; n_1 为输入层数目; o 为输出层数目; a 为隐含层调节常数,取值范围为 1 ~ 10。因此该模型的隐含层数目范围为 3 ~ 12。

2.3.2 学习算法寻优

BP 神经网络常用的学习算法有 trainlm、trainbr、trainscg 3 种,3 种学习算法分别搭配 3 ~ 12 层隐含层,得到了 30 个 BP 神经网络模型,对这 30 个神经网络模型进行训练,迭代次数设置为 1000 次,结果见表 1。由表 1 可以发现使用 trainbr 学习算法,隐含层层数取 11 时得到的相关系数最大,均方根误差最小,因此本文选取隐含层层数为 11 的预测模型。

2.4 K-CV-SVR 模型

- a. 数据归一化。由于输入的流量数值范围大,波动大,为了避免产生奇异数据,导致模型收敛速度慢,预测精度降低,使用数据归一化将输入的两组流量按照公式映射到 $[-1,1]$ 区间内。
- b. K-CV 方法寻优惩罚系数 c 和核函数参数 g 。惩罚系数 c 和核函数参数 g 对 SVR 回归模型的回归效果十分重要,过高的 c 会导致回归模型过学习,降低预测精度,同时增加了学习时间,提升了收敛难度;过低的 c 会导致回归模型欠学习,无法满足要

求。本文采用了 K-CV(交叉验证)方法对 c 和 g 进行寻优。设置交叉验证的均方根误差小于 10^5 ,多次试验确定 $\log_2 c$ 范围在 $[12,13]$, $\log_2 g$ 范围在 $[7,8]$,采样步长为 0.1,当均方根误差低于 10^5 时停止寻优,最终得知 $\log_2 c$ 取 12.5, $\log_2 g$ 取 7.6 时均方根误差最小。

表 1 BP 神经网络模型不同学习算法和隐含层层数的均方根误差和相关系数

学习算法	隐含层数	均方根误差/m	相关系数
trainlm	3	157.616 6	0.998 787
trainlm	4	90.950 5	0.995 551
trainlm	5	59.033 8	0.999 854
trainlm	6	175.371 1	0.998 462
trainlm	7	63.937 4	0.999 725
trainlm	8	70.448 5	0.999 736
trainlm	9	200.379 6	0.997 900
trainlm	10	39.522 1	0.999 917
trainlm	11	75.119 9	0.999 698
trainlm	12	92.477 0	0.999 553
trainbr	3	157.159 2	0.998 682
trainbr	4	78.115 3	0.999 673
trainbr	5	39.217 3	0.999 170
trainbr	6	36.428 0	0.999 928
trainbr	7	55.208 6	0.999 837
trainbr	8	36.578 6	0.999 928
trainbr	9	36.249 1	0.999 929
trainbr	10	54.138 7	0.999 844
trainbr	11	33.600 6	0.999 939
trainbr	12	35.874 7	0.999 310
trainscg	3	816.244 4	0.963 678
trainscg	4	655.256 4	0.976 872
trainscg	5	81.209 6	0.999 647
trainscg	6	67.401 7	0.999 310
trainscg	7	571.350 2	0.982 391
trainscg	8	66.573 2	0.999 764
trainscg	9	505.234 6	0.986 268
trainscg	10	643.942 5	0.977 777
trainscg	11	661.321 4	0.976 350
trainscg	12	584.372 3	0.981 592

c. 核函数的选择。SVR 模型常用的核函数类型包括线性核函数、多项式核函数、RBF 核函数、Sigmoid 核函数 4 类,设定 SVM 类型参数为 3,损失函数值为 0.1,nu 值设置为 0.5,分别用训练集训练 4 种核函数,获得模型后输入训练集进行预测,计算 4 种模型的均方根误差和相关系数,结果见表 2。由表 2 可知,使用 RBF 核函数进行预测的均方根误差仅为 114.36,相关系数为 0.998 61,明显优于其他

表 2 不同核函数的迭代次数、均方根误差和相关系数

核函数	迭代次数	均方根误差/m	相关系数
线性核函数	445	2 372.937	0.556 32
多项式核函数	10 000 000	229 229.1	0.049 32
RBF 核函数	2 114 927	114.360 8	0.998 61
Sigmoid 核函数	139	398 731.7	0.001 15

3 种核函数,相较于其他核函数能够更加准确的通过流量预测管道泄漏的位置。

2.5 EPANET 模型预测效果分析与评价

将 EPANET 建模获得的数据进行归一化,并分别带入 BP 神经网络模型、K-CV-SVR 模型以及未优化的 SVR 模型中进行训练和预测;同时使用 EPANET 软件建立 9 个在不同位置的完全泄漏(泄漏点流量等于总流量)的测试集带入 2 种机器学习模型中预测,并与传统水力学稳态方程进行比较。

2.5.1 部分泄漏情况预测

归一化的 EPANET 数据随机选取 60% 和 15% 作为训练集和验证集,分别代入 3 种模型中进行训练。得到训练的模型后将剩余 25% 测试集数据代入模型进行预测,结果如图 3 所示。

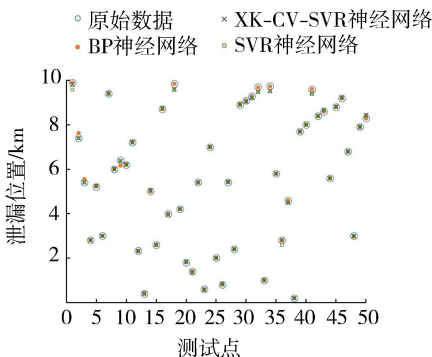


图3 3 种模型预测泄漏位置和原始数据比较

由图 3 可知,对于提供的测试集,3 种机器学习模型都能够较好地预测泄漏节点的所在位置,且 BP 神经网络模型在大部分测试点的预测精度均高于其他 2 种模型。进一步计算了 3 种模型的均方根误差和相关系数,结果见表 3。由表 3 可见,经过 K-CV 参数优化的 SVR 模型精度有显著提高,但是预测精度还是低于 BP 神经网络模型,BP 神经网络模型和 K-CV-SVR 模型的相关系数都高于 0.995,证明运用这 2 种机器学习模型预测管段泄漏具有一定的可行性和可信度。

表 3 3 种模型预测结果均方根误差和相关系数

模型	均方根误差/m	相关系数
BP 神经网络模型	53.279 940	0.999 810
K-CV-SVR 模型	69.145 415	0.997 265
SVR 模型	94.068 850	0.993 246

2.5.2 完全泄漏情况预测

对于完全泄漏的情况,使用 BP 神经网络模型、K-CV-SVR 模型和水力学稳态方程进行预测。由表 4 可知,对于前 2 个泄漏位置较靠近始端的测试点,3 种模型的相对误差都较大,随着泄漏位置逐渐远离管道始端,2 种机器学习模型的预测精度上升,水力学稳态方程预测精度降低,推测是由于方程设

定的 Hazen-Williams 系数过小,由管道摩擦引起的水头损失偏小,致使预测精度随泄漏位置距始端长度增加而增加。但是由表 4 看来,3 种预测模型的绝对误差都小于 200 m,对于实际工程问题完全能够接受。

表 4 BP 神经网络、K-CV-SVR 模型和水力学稳态方程预测结果的绝对误差和相对误差

测试点	绝对误差/m			相对误差		
	BP 神经网络模型	K-CV-SVR 模型	水力学稳态方程	BP 神经网络模型	K-CV-SVR 模型	水力学稳态方程
1	5.895	18.059	8.076	0.589	0.589	0.808
2	13.670	0.095	15.064	0.683	0.683	0.753
3	42.142	23.606	36.606	1.405	1.405	1.220
4	3.959	0.287	58.129	0.099	0.099	1.453
5	2.149	13.559	79.464	0.043	0.043	1.589
6	4.910	14.453	100.883	0.082	0.082	1.681
7	1.841	0.491	122.541	0.026	0.026	1.751
8	1.943	25.657	143.850	0.024	0.024	1.798
9	5.394	16.580	170.655	0.060	0.060	1.896

2.5.3 工程实例问题预测

在 2016 年左右,从笏石到南日岛段引水工程海底管道段突然出现一处泄漏,测得海底管道始端流量在 0.135 ~0.137 m³/s 之间,末端管道流量为零,使用测压管测得海底管道始端和潮平面水头差为 9.2 m,将上述数据分别带入预测模型中对与泄漏位置进行预测,结果见表 5。

表 5 BP 神经网络、K-CV-SVR 模型和水力学稳态方程预测结果

流量/ (m ³ ·s ⁻¹)	预测泄漏位置/m		
	BP 神经网络	K-CV-SVR 模型	水力学稳态方程
0.135	9 233.0	9 235.8	9 001.1
0.136	9 110.9	9 132.2	8 878.9
0.137	8 991.2	9 001.4	8 759.2

由表 5 可以发现 3 种模型预测泄漏位置都在 9 km 附近。事实上,利用物理介质油和乒乓球标识,并在海上大致范围搜寻并探测得知,海底管道确实是在距海底管道始端约 9 km 处发生了泄漏,进一步证实了使用机器学习预测的可行性和可靠性。

由上述实例可以发现,在海底管道泄漏位置预测中,机器学习模型和水力学稳态方程能够较好地通过海底管道始端和末端的流量大小海底管道泄漏位置。相较于水力学稳态方程预测,机器学习预测模型能够适用于更多泄漏场景,BP 神经网络模型相较于其他预测模型拥有最好的预测精度,可为今后的海底管道泄漏位置预测提供参考。

3 结 语

本文通过 EPANET 软件建立了海底管道泄漏模型,克服了难以进行海底管道泄漏试验的问题,对

于海底管道不同位置泄漏以及不同泄漏情况进行了模拟获得了充分的训练和测试数据。为提升机器学习模型的准确性和稳定性,对 BP 神经网络的隐含层数和学习算法进行寻优,最终确定隐含层数 11 和学习算法 trainbr 作为最终预测模型。使用 K-CV 方法对 SVR 算法进行参数优化,确定最优的 $\log_2 g$ 和 $\log_2 c$ 分别为 7.6 与 12.5,确定 RBF 核函数为最佳核函数,避免了 SVR 常见的过学习情况。实例结果发现 K-CV 方法能够充分优化 SVR 模型,但预测精度弱于 BP 神经网络模型。

通过建模和工程实例验证表明,机器学习预测模型能够较好地通过管道流量变化预测海底管道泄漏位置。本文建立的海底泄漏模型仅考虑一处泄漏的情况,在实际工程问题中很可能出现多处泄漏的情况,因此管道流量和管道泄漏位置可能有更复杂的映射关系,而机器学习预测模型的准确性就存在未知,需要更深入的研究。未来应该加强对于机器学习参数优选的研究,多比较不同机器学习模型的优劣,使之更好地应用于海底管道泄漏的预测中。

参考文献:

[1] 杨开林,郭新蕾.管道系统泄漏检测的全频域法[J].水利水电科技进展,2008,28(3):40-44. (YANG Kailin, GUO Xinlei. Pure frequency domain method for pipeline leakage detection in water diversion projects[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2008,28(3):40-44. (in Chinese))

[2] 李赞杰,周领,欧传奇,等.考虑动态摩阻的管道泄漏水利瞬变数值模拟[J].水利水电科技进展,2021,41(1):62-68. (LI Yunjie,ZHOU Ling,OU Chuanqi,et al. Numerical simulation of hydraulic transient in a leakage pipe considering unsteady friction [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(1):62-68. (in Chinese))

[3] 李江,杨辉琴,金波,等.新疆长距离输水管道工程管材选择与安全防护技术进展[J].水利水电科技进展,2019,39(5):56-65. (LI Jiang,YANG Huiqin, JIN Bo, et al. Progress for pipe selection and safety protection technology of long distance water transfer pipeline engineering in Xinjiang [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2019,39(5):56-65. (in Chinese))

[4] 黄伟.海岛供水工程中跨海输水管道施工技术[J].广西水利水电,2018(6):57-60. (HUANG Wei. Construction technique of cross-sea water pipeline for water supply project on island [J]. Guangxi Water Resources & Hydropower Engineering,2018(6):57-60. (in Chinese))

[5] 李载玉,刘旭升,孙毅.农村跨海供水工程设计要点[J].中国水利,2017(7):66. (LI Zaiyu, LIU Xusheng,

SUN Yi. Key points of rural cross-sea water supply engineering design[J]. China Water Resources,2017(7):66. (in Chinese))

[6] ALI H, CHOI J H. A review of underground pipeline leakage and sinkhole monitoring methods based on wireless sensor networking [J]. Sustainability, 2019, 11(15):4007.

[7] SINHA S K, KNIGHT M A. Intelligent system for condition monitoring of underground pipelines [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2004, 19(1): 42-53.

[8] SADEGHIOON A M, METJE N, CHAPMAN D N, et al. SmartPipes: smart wireless sensor networks for leak detection in water pipelines[J]. Journal of Sensor and Actuator Networks, 2014, 3(1): 64-78.

[9] AL-KHOMAIRI A. Leak detection in long pipelines using the least squares method [J]. Journal of Hydraulic Research, 2008, 46(3): 392-401.

[10] ASADA Y, KIMURA M, AZECHI I, et al. Leak detection by monitoring pressure to preserve integrity of agricultural pipe [J]. Paddy and Water Environment, 2019, 17(3): 351-358.

[11] SOLDEVILA A, FERNANDEZ-CANTI R M, BLESJA J, et al. Leak localization in water distribution networks using Bayesian classifiers[J]. Journal of Process Control, 2017, 55:1-9.

[12] JENSEN T N , PUIG V , ROMERA J, et al. Leakage localization in water distribution using data-driven models and sensitivity analysis[J]. IFAC Papers on Line, 2018, 51(24) : 736-741.

[13] 吴雷.城市供水管网泄漏定位技术研究[D].长春:吉林大学,2018.

[14] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Mach Learn, 1995, 20(3): 273-297.

[15] WANG L, ZENG Y, ZHANG J, et al. The criticality of spare parts evaluating model using artificial neural network approach[M]. Berlin:Springer-Verlag,2006: 728-735.

[16] ASLANARGUN A, MAMMADOV M, YAZICI B, et al. Comparison of ARIMA, neural networks and hybrid models in time series: tourist arrival forecasting [J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2007, 77(1): 29-53.

[17] GUOQIANG Z, PATUWO B E, HU M Y. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art [J]. International Journal of Forecasting, 1998, 14(1): 35-62.

[18] 水利科技编辑部.丰碑自在民心:平海湾跨海供水应急工程建设掠影[J].水利科技,2008(3):83. (Editorial Board of Hydraulic Science and Technology. A monument to the hearts of the people;a brief view of the construction of the emergency water supply project across the sea in Pinghai Bay[J]. Hydraulic Science and Technology,2008(3):83. (in Chinese))

(收稿日期:2021-03-21 编辑:刘晓艳)