



DOI:10.13364/j.issn.1672-6510.20200149

基于 WS-LSTM 的海底管道剩余寿命预测

刘 颖, 麻柳影, 王立凡
(天津科技大学人工智能学院, 天津 300457)

摘要: 海底管道处在一个恶劣且不可接触的环境中, 它的安全运行受到诸多挑战. 为了保障海底管道的安全稳定运行, 需对其剩余寿命进行预测, 但传统的海底管道剩余寿命预测过多依赖专家经验且预测精确度较低. 为了使海底管道剩余寿命预测的精确度进一步提高, 本文提出基于 WS-LSTM 的剩余寿命预测方法, 即基于小波变换(wavelet transform, WT)和堆叠自编码器(stacked auto-encoder, SAE)的长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)的剩余寿命预测方法. 通过与 LSTM 和 GRU(gated recurrent unit)两种剩余寿命预测方法作对比, 基于 WS-LSTM 的剩余寿命预测方法在各项评估指标中均有提升.

关键词: 海底管道; 剩余寿命预测; 小波变换; 堆叠自编码器; 长短期记忆网络

中图分类号: TP390 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6510(2021)03-0060-05

Residual Life Prediction of Submarine Pipeline Based on WS-LSTM

LIU Ying, MA Liuying, WANG Lifan

(College of Artificial Intelligence, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300457, China)

Abstract: Submarine pipeline is in a harsh and untouchable environment and its safe operation is subject to many challenges. In order to ensure the safe and stable operation of submarine pipeline, it is necessary to predict its residual life. However, traditional residual life prediction of submarine pipeline largely relies on the experience of experts, and the accuracy of prediction is low. In order to further improve the accuracy of residual life prediction of submarine pipeline, this article proposes a residual life prediction method based on WS-LSTM, which is the residual life prediction method of long short-term memory network (LSTM) based on wavelet transform (WT) and stacked auto-encoder (SAE). Compared with LSTM and the GRU (gated recurrent unit), the residual life prediction method based on WS-LSTM has improved in various evaluation indexes.

Key words: submarine pipeline; residual life prediction; wavelet transform; stacked auto-encoder; long short-term memory network

海底管道是实现海上油气资源远距离运输的最便捷和最经济的方式, 然而海洋环境复杂, 各种因素对海底管道存在不同程度的损伤^[1-4]. 腐蚀是造成海底管道损伤的重要因素^[5]. 由腐蚀造成的海底管道失效, 不仅会导致财产损失和环境破坏, 严重时还会威胁到管道人员的生命^[6-7]. 因此, 对腐蚀状态下的海底管道进行剩余寿命预测, 不仅能够了解海底管道的健康状态, 同时也有利于进行维修决策的计划管理,

避免资源和资金的浪费, 使得海底管道能够安全、稳定的运行.

目前, 国内外学者对管道剩余寿命预测进行了深入研究. 张新生等^[8]利用灰色系统预测海底管道的腐蚀深度, 使用 Markov 模型分析海底管道未来腐蚀状态, 预测其剩余寿命. 王丹丹等^[9]结合挂片法获得的数据, 推荐 4 种剩余寿命估算方法分析腐蚀发展模式对剩余寿命的影响. 党学博^[10]基于灰色模型对管

收稿日期: 2020-09-01; 修回日期: 2020-11-06

基金项目: 天津市教委科研计划资助项目(2019KJ233)

作者简介: 刘 颖(1982—), 女(回), 天津人, 教授, liu@tust.edu.cn

道内的均匀腐蚀和局部腐蚀进行了预测,并根据预测的结果计算出管道的极限内压和剩余寿命.张东卫等^[11]评估了腐蚀海底管道剩余强度和剩余寿命,并分析了其腐蚀原因.Teixeira等^[12]、赵事等^[13]、支希哲等^[14]和Caleyo等^[15]计算了内压作用下腐蚀管道的可靠性以及预测其剩余寿命.

上述管道剩余寿命预测方法基本建立在数学模型的基础上,部分还依赖专家的经验 and 评估,且得到的精确度较低.本文为了提高海底管道剩余寿命预测精确度,尝试将深度学习算法应用在海底管道剩余寿命的智能化预测上,提出基于WS-LSTM的剩余寿命预测方法.

1 基于WS-LSTM剩余寿命预测

基于WS-LSTM的剩余寿命预测,即基于小波变换(wavelet transform, WT)和堆叠自编码器(stacked auto-encoder, SAE)的长短期记忆网络(long short-

term memory network, LSTM)的剩余寿命预测方法.本文的创新点在于将WS-LSTM应用于海底管道并预测其剩余寿命.实验结果表明,该方法可以缓解噪声数据产生的影响,使得特征选择快速进行,同时有效地避免了训练过程中容易出现的梯度消失和梯度爆炸的问题.图1为基于WS-LSTM的剩余寿命预测方法示意图.

1.1 原始腐蚀数据预处理

本文使用小波变换对采集的腐蚀数据进行去噪处理,为了克服待测数据经过小波变换后特征维数较高的缺陷,进一步缩小数据之间的相似信息,故使用堆叠自编码器进行特征选择.

1.1.1 小波变换去噪

在实际工程中,因人员、设备和复杂环境的限制以及操作难度的影响,导致采集的腐蚀数据中往往掺杂噪声数据.本文选择使用小波阈值去噪法对采集到的腐蚀数据进行噪声去除,从而降低噪声数据对海底管道剩余寿命预测精确度的影响.

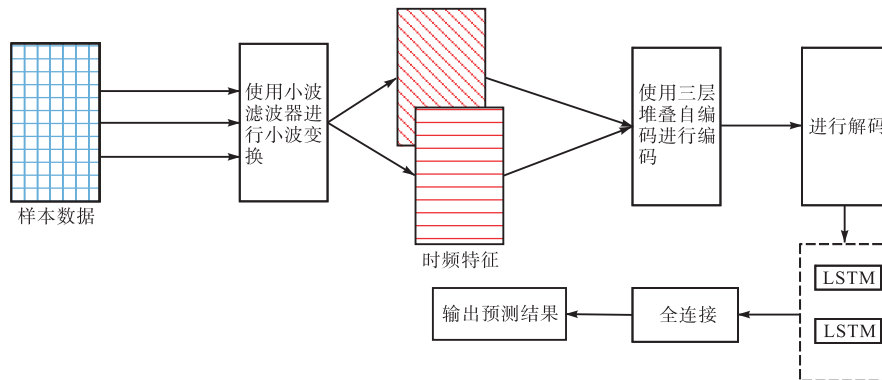


图1 基于WS-LSTM的剩余寿命预测方法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of residual life prediction method based on WS-LSTM

小波变换去噪步骤如下:

(1) 将含有噪声的腐蚀数据表示为

$$s(i) = f(i) + e(i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

其中: $s(i)$ 为采集的腐蚀数据, $f(i)$ 为去噪后的数据, $e(i)$ 为噪声数据, n 为测试集中腐蚀数据的总量.

(2) 通过第一层小波分解,噪声数据在 cD_1 中,去噪后的数据在 cA_1 中,第二层小波分解则把 cA_1 中的数据分解到 cA_2 和 cD_2 中.经过第三层小波分解,噪声数据在 cD_1, cD_2, cD_3 中,去噪后的数据在 cA_1, cA_2, cA_3 中.随后,将小波分解后 cD_1, cD_2, cD_3 中的噪声数据适当地减小或者用 0 代替,以便更好地保留真实数据.对于小波阈值去噪法,传统的阈值选择法是每层的选择方式相同,其可以表示为

$$d'_i = \begin{cases} d_i, & |d_i| \geq \lambda \\ 0, & |d_i| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

但传统的阈值选择法会使经过小波变换去噪后被选择下来的真实数据失去平滑性.因此,本文采用一种改进的阈值函数

$$d'_i = \begin{cases} \text{sgn}(d_i)(|d_i| - \varepsilon), & |d_i| \geq \lambda \\ 0, & |d_i| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

$$\varepsilon = \frac{\lambda}{\exp\left(\frac{|d_i| - \lambda}{N}\right)} \quad (4)$$

式中: λ 为阈值; d_i 为进行阈值选择的小波系数; ε 为随小波系数 d_i 变化的变量; N 为常数.

(3) 小波分解后的低频数据信号与阈值量化过的

高频数据信号进行重构,以形成一个新的数据信号.

(4)对小波重构后的数据信号进行判断,如果达到理想效果则结束,否则继续进行小波变换.

1.1.2 堆叠自编码器特征选择

为了取得良好的预测结果以及防止过拟合问题的发生,本文采用堆叠自编码器进行特征选择.

堆叠自编码器特征选择步骤如下:

(1)将小波变换去噪后的腐蚀数据集作为训练样本进行归一化处理,然后放入到自编码器中进行编码.由于每层的输入和输出都有不同的维度,因此选择一个字典数据结构表示每层的权重、偏置和输入.

(2)在训练时不断尝试为每个自编码器找到最优参数,并把上一层的输出结果作为当前层的输入,然后定义损失函数.最后,根据原始样本和处理后样本之间的差异,调整权重,直到迭代次数达到设定的迭代次数为止.

(3)对每个自编码器进行批量预训练,然后进行微调.在训练时使用正常的样本数据作为输入,在微调时使用受损输入.这样不仅调整了权重,也使得输入的样本数据在堆叠自编码器中进行了重构,进而使得误差不断减小.

1.2 LSTM预测模型

首先计算输出层的预期结果与真实结果之间的误差,然后通过链式法则逐层传递权值,使得误差在输出层到输入层传递的过程中不断地进行迭代修改,从而将误差分摊给各层的所有单元,进而使得各层的连接权值在迭代过程中被进一步的修正.如下为使用 LSTM 预测时信息在网络中的传递过程.

(1)输入的数据由遗忘门决定是否通过并由 Sigmoid 控制.即上一次的输出数据和当前的输入数据生成一个在(0, 1)之间的数值,根据该数值决定上次训练的数据是否通过.

(2)由输入门决定上一次传递进来的数据哪些需要更新,由 Sigmoid 控制更新,使用 Tanh 将数据映射到(-1, 1)之间,产生可能会放入 Cell 里的候选值.将更新后的新值和 Cell 里的候选值结合起来进行数据更新.

(3)输入的数据经过 Sigmoid 的映射会产生一个新值,然后该新值通过 Tanh 再进行变换.将 Sigmoid 和 Tanh 得到的数值相乘,作为神经元的输出结果.

2 海底管道剩余寿命计算

由于本文采用有监督的学习方式,而采集到的腐

蚀数据集不包含海底管道的剩余寿命,因此需要计算其剩余寿命去训练 LSTM 预测模型.本文采用剩余强度接受标准计算剩余寿命,即自检测年度起,随着时间的增长,当剩余强度等于最大允许运行压力时,输出终止服役的时间,即为海底管道的剩余寿命.

(1)结合海底管道的腐蚀速率,计算 T 时间后的腐蚀缺陷深度(d_T)

$$d_T = d_0 + T \cdot c_{\text{corr}} \quad (5)$$

其中: d_0 为检测时的腐蚀缺陷深度; c_{corr} 为预计腐蚀速率.

(2)通过长度方向上单独的腐蚀速率计算 T 时间后的腐蚀缺陷长度(l_T),或者假定与深度成比例增长

$$l_T = l_0 + T \cdot c_{\text{corr,length}} \quad (6)$$

或者

$$l_T = l_0 \left(1 + \frac{T \cdot c_{\text{corr}}}{d_0} \right) \quad (7)$$

其中: l_0 为检测时腐蚀缺陷长度; $c_{\text{corr,length}}$ 为预计长度方向上的腐蚀速率.

(3)通过(1)和(2)计算出 T 时间后的腐蚀缺陷深度和长度,即可得到剩余强度 p_{corr} 与时间 ΔT_0 的关系曲线.该曲线与最大允许运行压力曲线的交点所对应的时间为剩余寿命.图 2 为 p_{corr} 与 ΔT_0 的关系示意图,其中 p_{corr} 表示管道的剩余强度, p_{int} 表示管道初始压力, p_{max} 表示最大允许运行压力.

(4)按照上述步骤,对实测的不同管段分别进行计算并将最小值作为海底管道的剩余寿命.

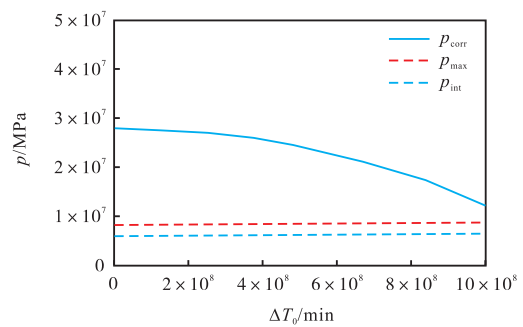


图 2 p_{corr} 与 ΔT_0 的关系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of relation between p_{corr} and ΔT_0

3 实验过程

本文使用的腐蚀数据集来源于某管道公司,为 2017 年 11 月由某技术服务中心负责抽检并提供的数据.在正式检测前,应用多种类型的清管设备于

2017年11月进行了清管及测径.在检测过程中,沿着整条海底管道的走向进行探测、定位并测量尺寸,记录检测到的凹痕、椭圆度、环形焊缝、壁厚变化和管道其他装置的特征,如三通和阀门.结果表明,该管道内没有存在阻碍清管器运行的重大阻碍,记录的绝大部分管道长度内的数据完整且有效,符合本实验使用数据的要求.

采集的腐蚀数据集分别由17个维度组成,但这些数据中有些特征和剩余寿命的相关性不强,因此本文采用热度图并结合专家意见,选取其中5个特征作为剩余寿命的输入量,见表1.

表1 海底管道剩余寿命预测输入量

Tab. 1 The input of submarine pipeline residual life prediction

管道编号	管道定位	腐蚀长度/mm	腐蚀宽度/mm	腐蚀深度/mm
1	4:16	13	38	14
2	5:32	15	25	42
3	4:24	14	19	37
4	5:22	13	19	32
5	4:18	13	19	22
6	4:28	18	38	14

采用WS-LSTM预测海底管道剩余寿命的实验步骤如下:

(1)对空值数据进行处理以及对无效数据进行预处理,划分训练集和测试集.本文中将腐蚀数据集的80%作为训练集,20%作为测试集.

(2)采用离散小波变换方法将腐蚀数据分为低频和高频信号,将高低频的方差作为小波变换去噪的阈值,其中噪声分量主要集中在小波解的细节分量(高频)中.

(3)对去噪后的数据采用堆叠自编码器进行特征选择.将每一层的输出当作原始信息,训练一个新的自编码器,得到新的特征表达.然后,逐层地学习原始数据的特征值,每一层都以低一层的表达为基础.为防止过拟合问题,在每一层的输出上使用L2正则化.

(4)初始化模型参数,包括生成LSTM的网络权重和偏置.LSTM包含2层的LSTM单元,设定第一层LSTM单元数为10,第二层的LSTM单元数为5,将一个单一的神经单元的全连接层作为预测模型的输出层,从输出层得到的结果再经反归一化得到最终的预测值,其中激活函数为Relu函数,并使用L2正则化防止梯度消失和梯度爆炸.

(5)将测试集数据输入到训练后的LSTM中,得到最终的预测结果.在整个训练过程中,采用反向传

播算法并使用Adam算法进行梯度优化.

(6)输入测试数据对模型进行检测,将最后的预测结果进行反归一化处理,验证其预测及曲线拟合的效果.

4 实验结果及分析

在本文中,使用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)这两个评价标准,对海底管道的剩余寿命的预测结果进行评价,MAE和RMSE越小,表明由该预测方法得出的预测结果的精确度越高.MAE与RMSE可表示为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

其中: y_i 为*i*管段剩余寿命的真实值; \hat{y}_i 为*i*管段使用WS-LSTM剩余寿命预测方法得到的预测值; n 为测试集中的数据总量.

表2为基于WS-LSTM的剩余寿命预测方法及对比实验的预测结果.图3为某管道公司的海底管道使用WS-LSTM剩余寿命预测方法进行预测的结果.从精确度、均方根误差和平均绝对误差3个评估指标上进行比较,本文提出的WS-LSTM比单独使用LSTM和GRU的预测结果更符合实际发生的情形.

表2 海底管道剩余寿命预测实验结果

Tab. 2 Experimental results of submarine pipeline residual life prediction

模型类型	精确度	RMSE	MAE
WS-LSTM	0.981	0.034	0.003
LSTM	0.919	0.110	0.012
GRU	0.909	0.309	0.024

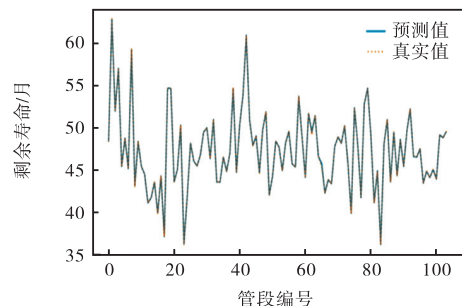


图3 基于WS-LSTM的海底管道剩余寿命预测图

Fig. 3 Diagram of submarine pipeline residual life prediction based on WS-LSTM

5 结 语

通过与 LSTM 和 GRU 比较,使用 WS-LSTM 预测海底管道剩余寿命的方法不仅可以降低噪声数据的影响,还能够在保持其特征不变的情况下抓住数据的特点,使得海底管道剩余寿命预测精确度得到进一步的提升,能够有效弥补传统剩余寿命预测方法的不足。

参考文献:

- [1] 方娜,陈国明,朱红卫,等. 海底管道泄露事故统计分析[J]. 油气储运,2014,33(1):99-103.
- [2] 王茜,赵建平. 海底管道第三方破坏失效状况模糊故障树分析[J]. 天然气工业,2008,28(5):109-111.
- [3] Li X H, Chen G M, Zhu H W, et al. Quantitative risk assessment of submarine pipeline instability[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2017, 45: 108-115.
- [4] 金伟良,张恩勇,邵剑文,等. 海底管道失效原因分析及其对策[J]. 科技通报,2004,20(6):529-533.
- [5] 毕傲睿,骆正山,张新生. 基于维纳退化过程的海底腐蚀管道可靠性分析[J]. 表面技术,2019,48(11):188-193.
- [6] 李新宏,朱红卫,陈国明,等. 海底油气管道泄露事故风险分析的贝叶斯动态模型[J]. 中国安全科学学报, 2015, 25(4):75-80.
- [7] 李新宏,陈国明,朱红卫. 海底油气管道腐蚀失效风险预警方法研究[J]. 中国安全科学学报,2017,27(7):163-168.
- [8] 张新生,曹昕,韩文超,等. 基于参数优化 GM-Markov 模型的海底管道腐蚀预测[J]. 油气储运,2020,39(8):953-960.
- [9] 王丹丹,张西迎,崔矿庆,等. 基于腐蚀挂片数据的海底管道剩余寿命估算[J]. 广东化工,2015,42(6):68-69.
- [10] 党学博. 海底管道腐蚀与剩余寿命的灰色预测[J]. 油气储运,2011,30(7):486-489.
- [11] 张东卫,孙国民,翁强,等. 基于智能内检测的腐蚀海底管道剩余寿命评估[J]. 石油和化工设备,2019,22(12):72-75.
- [12] Teixeira A P, Soare C G, Net T A, et al. Reliability of pipelines with corrosion defects[J]. International Journal of Pressure Vessels and Piping, 2008, 85(4):228-237.
- [13] 赵事,蒋晓斌,高惠临. 腐蚀管道的失效概率和剩余寿命预测方法[J]. 油气储运,2006,25(12):28-31.
- [14] 支希哲,周红,何洁. 腐蚀管道剩余寿命及参数灵敏度分析[J]. 西北工业大学学报,2011,29(6):984-987.
- [15] Caley F, Gonzale J L, Hallen J M. A study on the reliability assessment methodology for pipelines with active corrosion defects[J]. International Journal of Pressure Vessels and Piping, 2002, 79(1):77-86.

责任编辑:郎婧