

文章编号: 1007-7294(2024)11-1710-11

数据驱动的载人舱球壳下潜过程 推演与异常诊断

姚 骥^{1,2,3}, 汪雪良^{1,2,3}, 叶 聪^{1,2,3}, 顾学康^{1,2}, 陈浩政^{1,2,3},
王 雷^{1,2,3}, 张铮铮^{1,2,3}

(1. 中国船舶科学研究中心, 江苏 无锡 214082; 2. 深海技术科学太湖实验室, 江苏 无锡 214082;
3. 深海载人装备全国重点实验室, 江苏 无锡 214082)

摘要: 针对大深度载人舱球壳下潜过程难以推演等问题, 本文提出一种数据驱动的下潜过程推演与异常诊断算法。首先, 对大深度载人舱球壳结构及历史下潜数据进行分析。其次, 将下潜深度作为输入, 关键热点应力作为输出, 利用长短时记忆神经网络(long short-term memory network, LSTM)构建下潜过程推演模型, 并对推演结果进行分析。与DNN模型和BP模型进行对比, 推演误差分别降低35.89%和68.30%。最后, 基于LSTM模型, 提出一种数据异常诊断算法, 该算法可对传感器出现故障时的异常数据进行及时诊断与修正。

关键词: 数据驱动; 载人舱球壳; 长短时记忆神经网络; 下潜过程推演; 异常诊断

中图分类号: P751 文献标识码: A doi: 10.3969/j.issn.1007-7294.2024.11.008

Data-driven algorithm for diving process modelling and anomaly detection of deep-sea pressurized spherical shell

YAO Ji^{1,2,3}, WANG Xue-liang^{1,2,3}, YE Cong^{1,2,3}, GU Xue-kang^{1,2}, CHEN Hao-zheng^{1,2,3},
WANG Lei^{1,2,3}, ZHANG Zheng-zheng^{1,2,3}

(1. China Ship Scientific Research Center, Wuxi 214082, China; 2. Taihu Laboratory of Deepsea Technological Science,
Wuxi 214082, China; 3. State Key Laboratory of Deep-sea Manned Vehicles, Wuxi 214082, China)

Abstract: Aiming at the difficulty in modelling the diving process of spherical shells, a data-driven algorithm for diving process modelling and anomaly detection of deep-sea pressurized spherical shells was proposed in this paper. Firstly, the spherical shell structures and historical diving data of manned capsules were analyzed. Then, the diving process modelling algorithm was established based on the long short-term memory network (LSTM), taking the diving depth as the input and the key hot spot strain as the output. The deduction results were analyzed and compared with the DNN model and BP model, the derivation error was reduced by 35.89% and 63.80%, respectively. Finally, based on the LSTM model, a data anomaly detection algorithm was proposed. The proposed algorithm can diagnose and correct abnormal data when a sensor fails.

Key words: data-driven algorithm; the deep-sea pressurized spherical shell; LSTM;
diving process inference; anomaly detection

收稿日期: 2024-05-28

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC2802300); 江苏省卓越博士后计划项目(2023ZB629)

作者简介: 姚 骥(1994-), 男, 博士, 工程师, 通讯作者, E-mail: yj_dlut@163.com;

汪雪良(1977-), 男, 博士, 研究员。

0 引 言

载人舱球壳是载人潜器的核心部件,其结构安全是确保载人潜器顺利完成水下任务的前提。载人舱球壳是一个复杂系统,构件材料性能差异大、结构关联性强,加上高强度、新材料、新工艺的应用以及应用场景的极限拓展,使载人舱球壳的服役安全受到极大考验。为确保载人舱球壳的结构安全,在执行任务之前对下潜过程进行提前推演,有助于优化下潜策略,避免重大事故发生。

目前,许多学者针对载人舱球壳结构安全性与承载能力开展了大量研究。其中挪威船级社(DNV)^[1]、法国船级社(BV)^[2]、美国船级社(ABS)^[3]、俄罗斯船级社(RS)^[4]和中国船级社(CCS)^[5]均对载人舱球壳的承载能力设计提出要求,要求极限承载能力至少应为最大工作压力的 1.5 倍以上^[6]。张磊等^[7]对不同计算公式的计算结果进行对比,发现各公式预测结果与试验破坏压力均存在偏差;杨露等^[8]通过试验和数值计算方法,对大深度载人舱长期寿命评估中的影响因素开展研究;王芳等^[9-13]针对大深度载人潜器疲劳问题开展研究,并在结构退化规律和疲劳寿命预测等方面取得相关成果;王丹等^[14]针对载人舱球壳本身初始形状对其临界载荷的影响开展研究并给出计算表达式;杨华伟等^[15]为保障载人舱球壳结构安全,开展载人舱结构健康监测评估系统设计研究,并给出结构安全性评估算法函数。在数据异常诊断方面,姚骥等^[16]针对海洋水下结构异常问题,提出一种结合 LSTM 与 PCA 的异常诊断算法。综上所述,当前较多的是针对载人舱球壳设计阶段问题进行研究,同时大多采用数值仿真与模型试验相结合的方法,而针对利用实测数据开展载人舱球壳服役阶段下潜任务的推演研究较少。

围绕载人舱球壳下潜任务推演与数据异常诊断这一核心问题,本文提出一种数据驱动的载人舱球壳下潜任务推演与异常诊断模型(图 1)。首先,对大深度载人舱球壳结构与历史下潜数据进行介绍;其次,构建基于 LSTM 的下潜过程推演模型并对推演结果进行分析。进而,基于 LSTM 模型提出数据异常诊断算法并对异常成因进行深入讨论。最后,给出本文结论与展望。

1 大深度载人舱球壳下潜过程分析

1.1 大深度载人舱球壳结构

大深度载人舱球壳结构主要采用高性能钛合金制成,该结构具备屈强比高、潜深大、服役年限长、下潜往复次数多等显著特征。

如图 2 所示,大深度载人舱球壳主要由球壳、观察窗、出入舱口、穿舱件等部件组成。为了保障大深度载人舱球壳的结构安全,当前已在其内部部署结构健康监测系统,对观察窗周围、出入舱口、赤道焊缝等高应力区及典型位置进行监测。当前应力监测系统共 32 个测点。

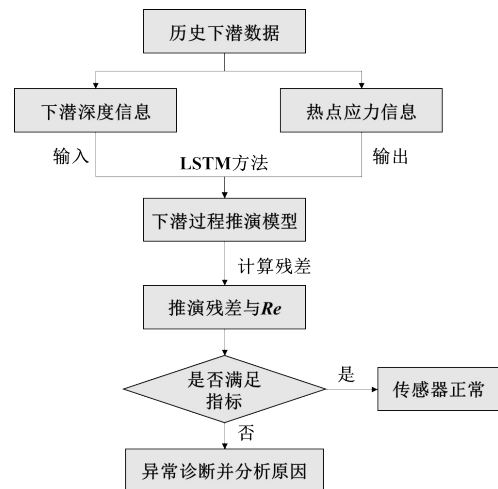


图 1 载人舱球壳下潜过程推演与异常诊断框图
Fig.1 Framework of diving process inference and data anomaly detection of the spherical shell

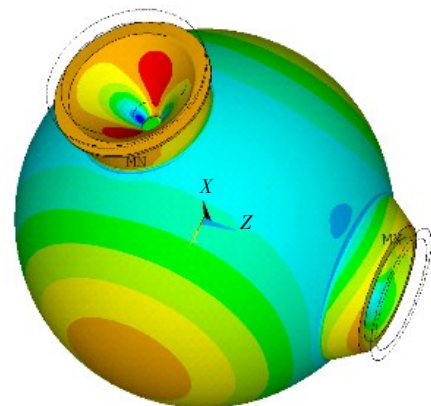


图 2 大深度载人舱球壳结构示意图
Fig.2 Schematic diagram of spherical shell structure of manned capsule

1.2 历史下潜数据分析

国内某潜器载人舱球壳某潜次下潜过程如图 3 所示,其中下潜过程与上浮过程速度均为匀速变化,约为 100 m/min,在到达目标深度 5450 m 后,该潜器开始工作,并在目标深度工作一段时间。因此,载人深潜球壳所承载荷可近似看做线性加载—保载—线性卸载过程。

图 4 给出了我国某潜器某段时期内多次下潜数据。可以看出,根据工作需要变化,该潜器下潜深度与目标深度工作时间也存在明显差异。同时,在不同潜次之前也存在一定休息时间。因此,大深度载人舱球壳主要承受高应力低周循环载荷。

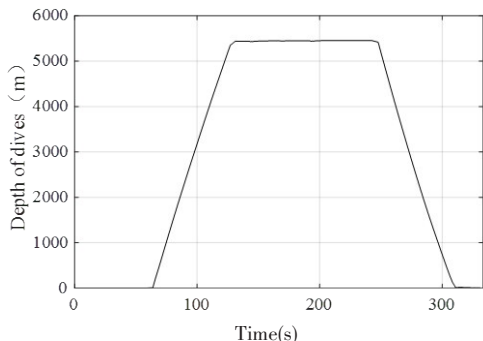


图 3 载人舱球壳某次下潜深度

Fig.3 A certain diving process of the spherical shell of the manned capsule

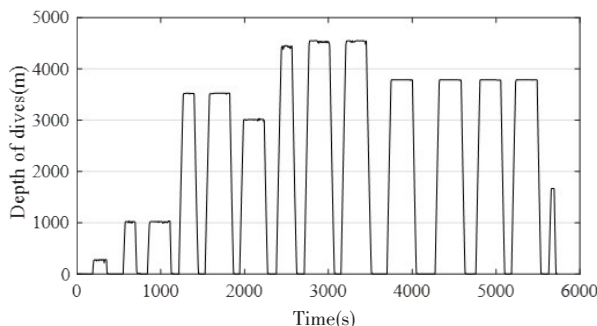


图 4 载人舱球壳某段时间下潜深度

Fig.4 Diving depth of the spherical shell of the manned capsule during a certain period

图 5 给出了图 3 所示潜次载人舱球壳应力监测系统实测信息,可以看出,随着深度的增加,结构应力亦增加。结构应力状态与下潜深度之间的线性度较强。但由于海洋环境、温度场等因素的影响,结构应力状态与下潜深度之间也存在非线性的影响。因此考虑利用 LSTM 方法,构建大深度载人舱球壳下潜任务的推演模型。

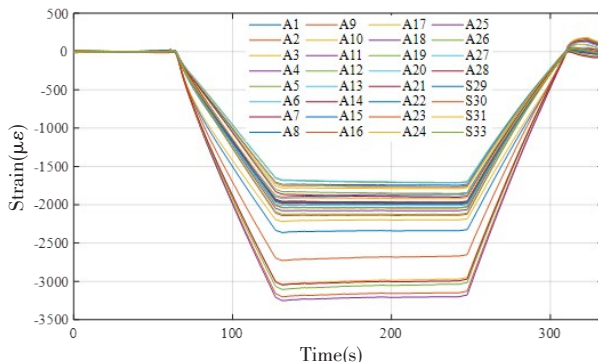


图 5 载人舱球壳某潜次应力监测数据

Fig.5 Stress monitoring data of the spherical shell of the manned capsule during a certain dive

2 基于 LSTM 的下潜过程推演

2.1 长短时记忆神经网络(Long-short-term Memory Network, LSTM)

与标准神经网络相比,循环神经网络是以序列数据为输入,在序列演进方向进行递归、且所有节点以链式相互连接的递归神经网络。它可将上一个状态的信息传递到当前状态,当输出为时间序列时,可以将其展开为一系列相互连接的标准神经元。LSTM 神经网络是循环神经网络的一种,用以解决一般循环神经网络中存在的长期依赖问题。

LSTM 神经网络结构由 Hohreiter 等^[17]于 1997 年提出,是一种特殊的循环神经网络,由一系列 LSTM 元组成,如图 6 所示。

如图 7 所示,LSTM 包括新输入 x_t 、输出 h_t 、输入门 i_t 、忘记门 f_t 、输出门 o_t 。引入输入门 i_t 、忘记门 f_t 与输出门 o_t 的目的,是为了控制每一步输出的值,使得误差在该神经元传递过程中保持不变。LSTM 是循环神经网络的一个特例,新输入和每个门都会将前一次的输出 h_{t-1} 作为本次输入的一部分,因此新输入 x_t 、输入门 i_t 、忘记门 f_t 、输出门 o_t 的输入都是由 $[x_t, h_{t-1}]$ 二元组构成。

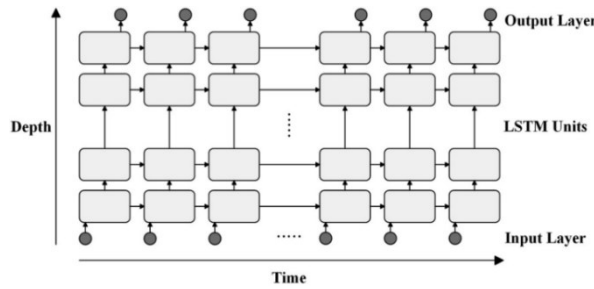


图 6 LSTM 结构

Fig.6 LSTM structure

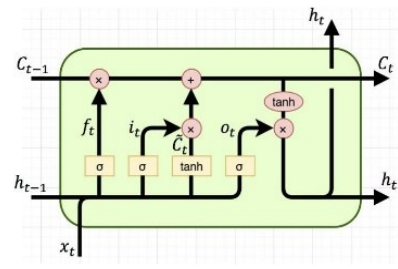


图 7 LSTM 循环体结构

Fig.7 Loop-unit structure of LSTM

新输入 $[x_t, h_{t-1}]$ 经过激活函数 σ_c 作用后, 得到记忆元的候选值 C_t :

$$C_t = \sigma_c(W_c[x_t, h_{t-1}] + b_c) \tag{1}$$

式中, W_c 表示连接权, b_c 表示激活函数的一个激活阈值。

输入门用于调整候选值 C_t 的大小, 输入门的输出为

$$i_t = \sigma_i(W_i[x_t, h_{t-1}] + b_i) \tag{2}$$

式中, W_i 表示连接权, b_i 表示激活函数的一个激活阈值。候选值 C_t 经过输入门的调整, 其值为 $C_t \cdot i_t$ 。

忘记门用于控制 LSTM 元的记忆状态 S_{t-1} , 忘记门的输出为

$$f_t = \sigma_f(W_f[x_t, h_{t-1}] + b_f) \tag{3}$$

式中, W_f 表示连接权, b_f 表示激活函数的一个阈值。记忆状态 S_{t-1} 经过忘记门的调整, 其值为 $f_t \cdot S_{t-1}$ 。

此时, t 时刻的状态 S_t 由其所记忆的前一时刻状态 S_{t-1} 和状态更新的候选值加权得到:

$$S_t = f_t \cdot S_{t-1} + C_t \cdot i_t \tag{4}$$

输出门 o_t 当作状态 S_t 最终输出的一个权值, 控制状态 S_t 的输出大小, 输出门的公式为

$$o_t = \sigma_o(W_o[x_t, h_{t-1}] + b_o) \tag{5}$$

最终 LSTM 元的输出为

$$h_t = o_t \cdot \sigma_s(S_t) \tag{6}$$

式中, $\sigma_c, \sigma_i, \sigma_f, \sigma_o, \sigma_s$ 为激活函数。

步骤①: 利用公式(7)对输入数据进行标准化处理, 并将数据集划分成训练集、交叉验证集及检验集。

步骤②: 将输入变量进行转置, 以适应 LSTM 神经网络。

步骤③: 创建并训练 LSTM 模型。首先, 初始化模型参数如学习率、训练次数等。然后训练模型直至收敛。

步骤④: 利用额外的数据集检验模型并利用均方根误差及相关性系数 R^2 等指标对已训练好的模型进行评估。

在步骤①中, 采用标准差的标准化方法, 其计算公式如下:

$$x_t^* = \frac{x_t - \bar{x}_t}{s} \tag{7}$$

式中, s 为 x_t 的标准差

$$s = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (x_t^i - \bar{x}_t)^2} \tag{8}$$

最终, 利用已训练的 LSTM 预测模型, 预测期望输出:

$$y_p = \text{predict}(x, \text{net}) \tag{9}$$

式中, x 为新输入数据, y_p 为预测结果。

预测残差 R_s 为

$$R_s = y_m - y_p \tag{10}$$

式中, y_m 为实测结果。

2.2 下潜过程推演模型构建

表 1 给出了训练过程所选数据集, 其中训练集下潜深度达到 10 800 m。同时选取交叉验证集与检验集以防止训练过程发生过拟合与欠拟合行为。可以看出, 所选数据集可以涵盖整个载人舱球壳的下潜过程, 具备较强的完备性。

表 1 载人舱球壳下潜过程推演数据集

Tab.1 Dataset for the diving process of the spherical shell of the manned capsule

	时间	深度/m	最大应变/ $\mu\epsilon$
训练集	2022.11	10 800	-6130
交叉验证集	2022.10	5400	-3010
检验集	2022.10	10 000	-5750

图 8 给出了下潜过程推演模型。整个深度学习模型共包括 6 层, 其中 LSTM 层数为 2, 每层节点数为 10。全连接层数为 2, 节点数分别为 10, 最后一层为输出层。采用均方根误差作为评价函数, 训练次数为 1000。初始学习率为 0.01。为避免发生过拟合, 在全连阶层加入 Dropout 操作, Dropout 参数为 0.5。

2.3 推演结果分析与讨论

图 9 给出了大深度载人舱球壳下潜过程推演模型的训练过程。可以看出, 随着训练次数的不断增加, 训练集的损失值与均方根误差迅速降低, 同时交叉验证集上的损失值与均方根误差同样迅速降低。该模型在训练次数为 200 时即达到收敛状态。此外, 训练过程中, 训练集与交叉验证集的推演误差保持较好的一致性, 说明该模型未发生过拟合与欠拟合问题。

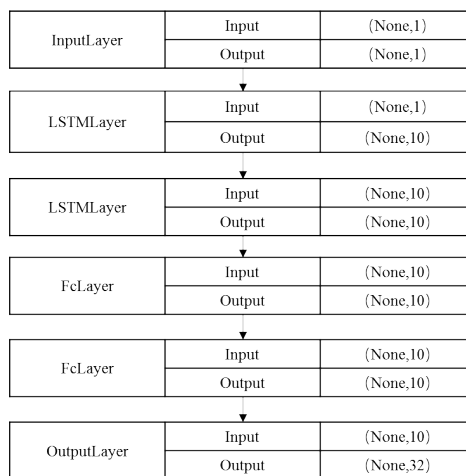
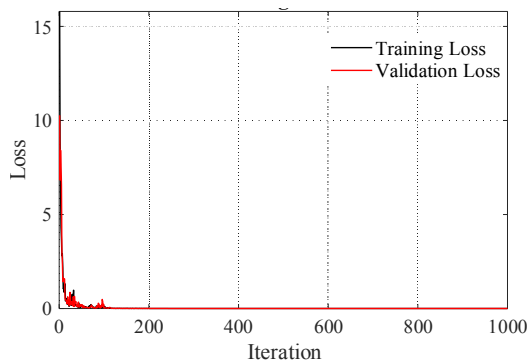
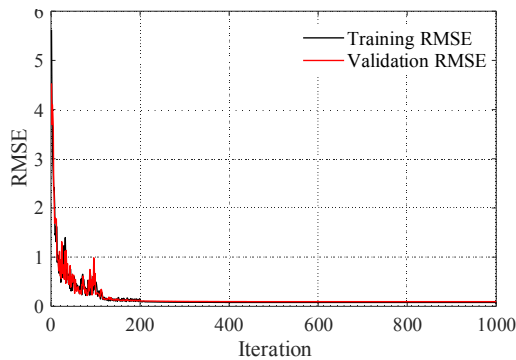


图 8 下潜过程推演模型

Fig.8 Inference model of diving process



(a) 损失值变化



(b) RMSE 变化

图 9 训练过程

Fig.9 Training process

以1号和25号测点为例,图10给出推演结果与实测结果的对比曲线及推演残差。可以看出,推演结果与实测结果具备较高的一致性,推演残差较小。同时,推演结果在母船布放及最终回收阶段存在一定误差,通过查阅现场资料发现,该阶段为水面以上作业工况。

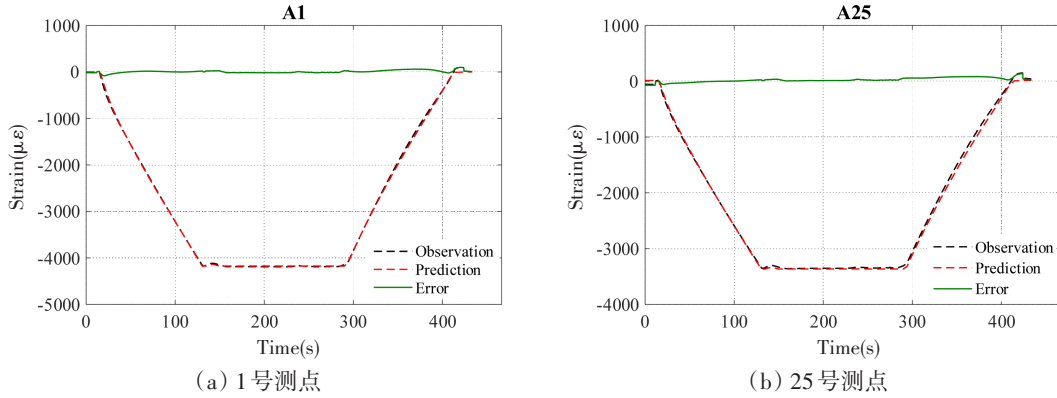


图10 1号测点与25号测点推演结果

Fig.10 Inference results at measuring points of No.1 and No.25

为了定量分析大深度载人舱球壳下潜过程推演精度,选取均方根误差 R_c 、相关性系数 R^2 作为评价指标,其中均方根误差 R_c 与相关性系数 R^2 的计算公式如下:

$$R_c = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_p^i - y_m^i)^2} \tag{11}$$

$$R^2 = \frac{cov(y_p, y_m)}{\sqrt{var[y_p] var[y_m]}} \tag{12}$$

式中, $cov(y_p, y_m)$ 为推演结果与实测结果的协方差, $var[y_p]$ 为推演结果的方差, $var[y_m]$ 为实测结果的方差。

表2给出了不同测点的推演误差。可以看出,17号测点的推演误差最大,其均方根误差 R_c 为 $66.650 \mu\epsilon$,相关性系数为0.999,相比其变化范围,推演误差较小。14号测点的推演误差最小,其均方根误差 R_c 仅为 $17.25 \mu\epsilon$,相关性系数为1,推演误差极小。表2表明本文所提大深度载人舱球壳下潜任务推演模型可在载人舱下潜前进行准确推演,为大深度载人舱球壳结构安全提供指导。

表2 不同测点的推演误差

Tab.2 Inference errors of different measuring points

节点号	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8
R_c	31.51	19.79	31.47	17.82	17.94	21.17	25.36	32.09
R^2	0.999	1	0.999	1	1	1	0.999	0.999
节点号	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16
R_c	58.56	17.79	53.68	26.23	25.22	17.25	22.02	21.30
R^2	0.999	1	0.999	0.999	0.999	1	1	1
节点号	A17	A18	A19	A20	A21	A22	A23	A24
R_c	66.65	19.10	59.50	26.55	56.15	17.73	59.84	26.95
R^2	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	1	0.999	0.999
节点号	A25	A26	A27	A28	S29	S30	S31	S32
R_c	52.43	24.91	47.38	29.61	20.67	22.13	20.66	22.34
R^2	0.999	0.999	0.999	0.999	1	1	1	1

2.4 不同方法推演结果对比

为验证本文所提方法的优越性,选取深层神经网络(deep neutral network, DNN)方法、反向传播(back propagation, BP)算法作为对比算法,构建下潜深度与载人舱球壳热点应力的关系模型。其中, DNN神经网络隐藏层数为3,每层节点数为10,训练次数为1000;BP神经网络隐藏层数为1,节点数为30,训练次数为1000。

图11给出了不同方法推演结果对比。可以看出,DNN模型与BP模型的预测结果也比较准确,说明DNN模型与BP模型同样适用于载人舱球壳下潜任务的推演问题。但相比于DNN模型与BP模型,LSTM模型预测结果与实测结果更为接近。

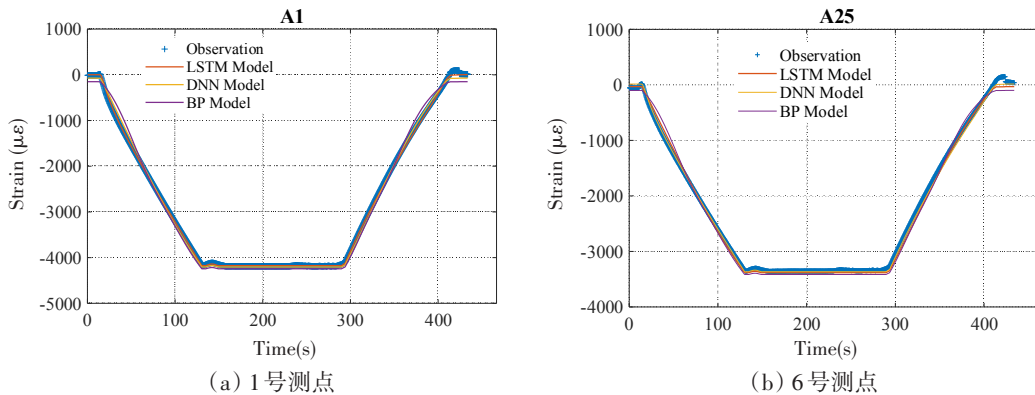


图11 不同方法推演结果对比

Fig.11 Comparison of inference results among different methods

为分析不同方法的推演精度,可分别计算不同推演模型的推演残差,而为方便推演精度的分析,推演残差取绝对值。

图12给出了不同推演方法的推演残差(绝对值)分布。可以看出,LSTM模型的推演残差(绝对值)大都接近于0。DNN模型的推演残差(绝对值)分布大都在0~100 με间,推演残差大于LSTM模型;BP模型的推演残差(绝对值)大都分布在0~200 με,其推演残差大于LSTM模型和DNN模型。

最终,为了定量分析不同方法的推演精度,选取均方根误差 R_c 作为评价指标,并计算DNN模型、BP模型与LSTM模型的对比结果 t 。其中, t 的计算公式如下:

$$t = \frac{|R_c(\text{model}(2)) - R_c(\text{model}(1))|}{R_c(\text{model}(1))} \quad (13)$$

表3给出了不同推演方法评价指标的对比,其中LSTM模型的均方根误差 R_c 为31.32 με, DNN模型的均方根误差为48.85 με, BP模型的均方根误差为98.80 με。相比于DNN模型与BP模型,LSTM模型的推演误差分别降低35.89%与68.30%,这进一步体现了基于LSTM方法构建大深度载人舱球壳下潜全过程推演算法的优势。

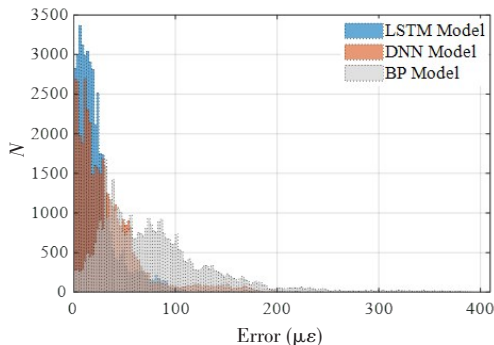


图12 不同方法推演残差分布

Fig.12 Distribution of inference residual errors among different methods

表3 不同方法推演误差对比

Tab.3 Comparison of inference errors among different methods

	R_c	t
LSTM	31.32	0
DNN	48.85	35.89%
BP	98.80	68.30%

3 载人舱球壳数据异常诊断

3.1 载人舱球壳异常诊断结果分析

选取该大深度载人舱球壳某时期(图4)的历史下潜数据进行分析,利用LSTM模型对该时期下潜过程进行推

演,并计算推演误差。图13给出了不同潜次的推演误差。可以看出,第1次与第10、11、12、13、14次推演误差较大,初步判断数据存在异常。

为了对数据异常测点进行定位,图14给出了不同测点、不同潜次的推演误差。可以看出,第一次下潜所有测点推演误差普遍偏大,第10、11、12、13、14次下潜时,29、30、32号测点推演误差普遍偏大,需要进一步对数据异常成因进行分析。

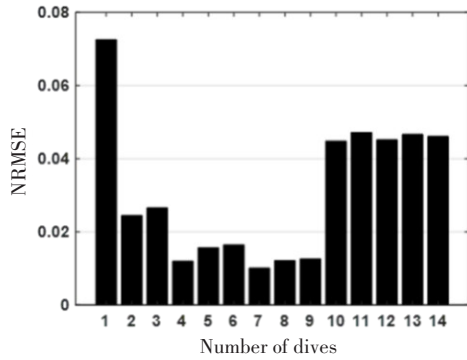


图13 不同潜次推演误差

Fig.13 Inference error of different number of dive

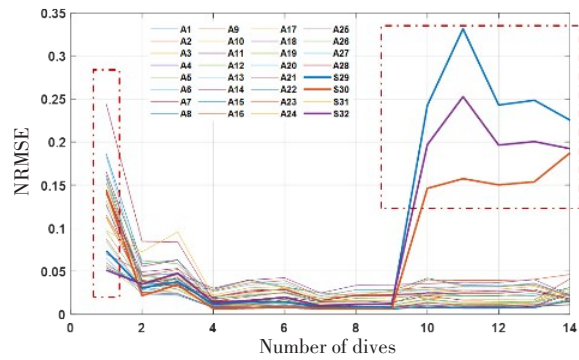
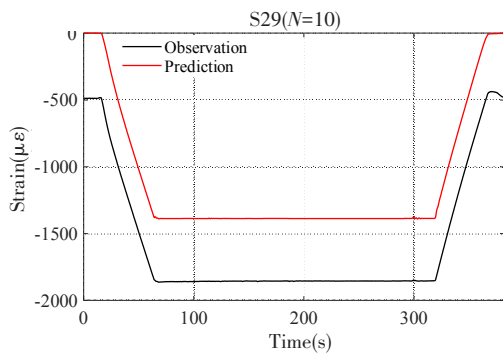


图14 不同测点不同潜次推演误差

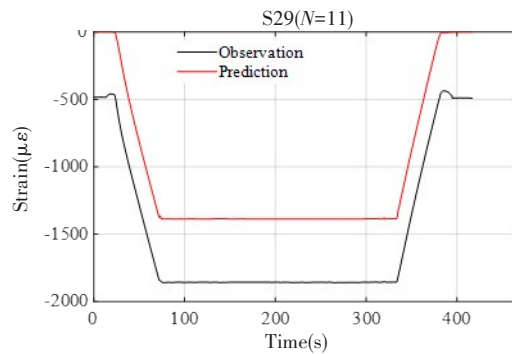
Fig.14 Inference error of different measuring points and different number of dive

3.2 异常诊断成因分析

为了进一步分析异常成因,图15~17给出了29、30、32号测点推演结果与实测结果对比曲线。可



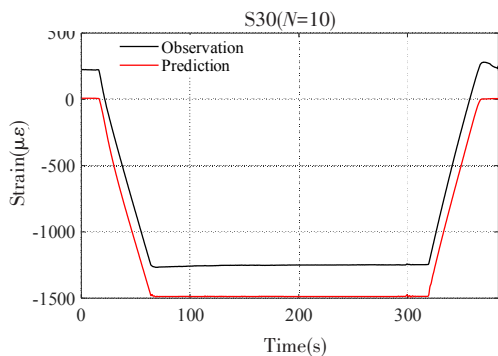
(a) 29号测点,第10次下潜



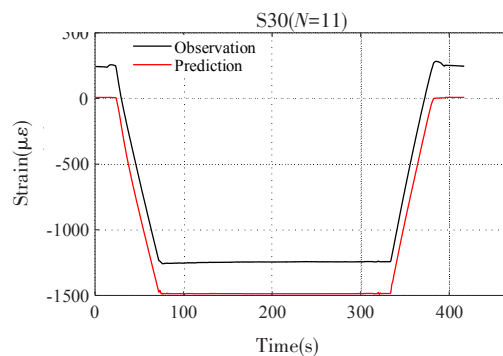
(b) 29号测点,第11次下潜

图15 29号测点下潜异常诊断结果

Fig.15 Anomaly detection results at measuring point No.29



(a) 30号测点,第10次下潜



(b) 30号测点,第11次下潜

图16 30号测点下潜异常诊断结果

Fig.16 Anomaly detection results at measuring point No.30

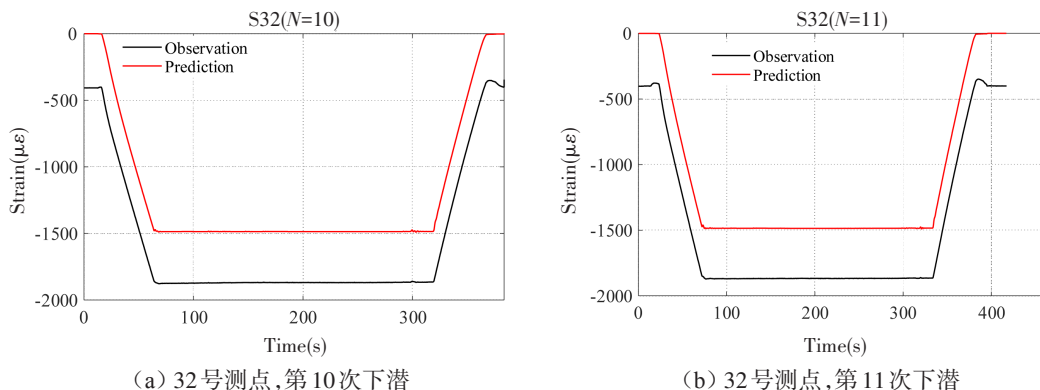


图 17 32号测点下潜异常诊断结果

Fig.17 Anomaly detection results at measuring point No.32

可以看出,在第 10 次下潜及以后,29 号测点出现 $-500\mu\epsilon$ 的初始误差,30 号测点出现 $240\mu\epsilon$ 的初始误差,32 号节点出现 $-400\mu\epsilon$ 的初始误差,且下潜之前的清零操作未能解决初始误差的问题,该问题已与相关负责人员证实并进行确认。

对第一次下潜各测点推演结果进行分析,可以看出,主要异常存在三个阶段:初始布放节点、最终回收阶段和到达目标深度作业阶段。前文已经指出,在初始布放及最终回收阶段,水深信息为 0,且载人舱球壳外部载荷为布放设备拉力,因此推演结果存在误差;在到达目标深度作业阶段,在水深无发生较多变化的情况下,不同测点的实测信息发生不同幅值、不同方向的漂移,出现较大波动。经与相关负责人员确认,第一次下潜过程为载人舱球壳应力重新布局过程(图 18),因此出现相关异常。

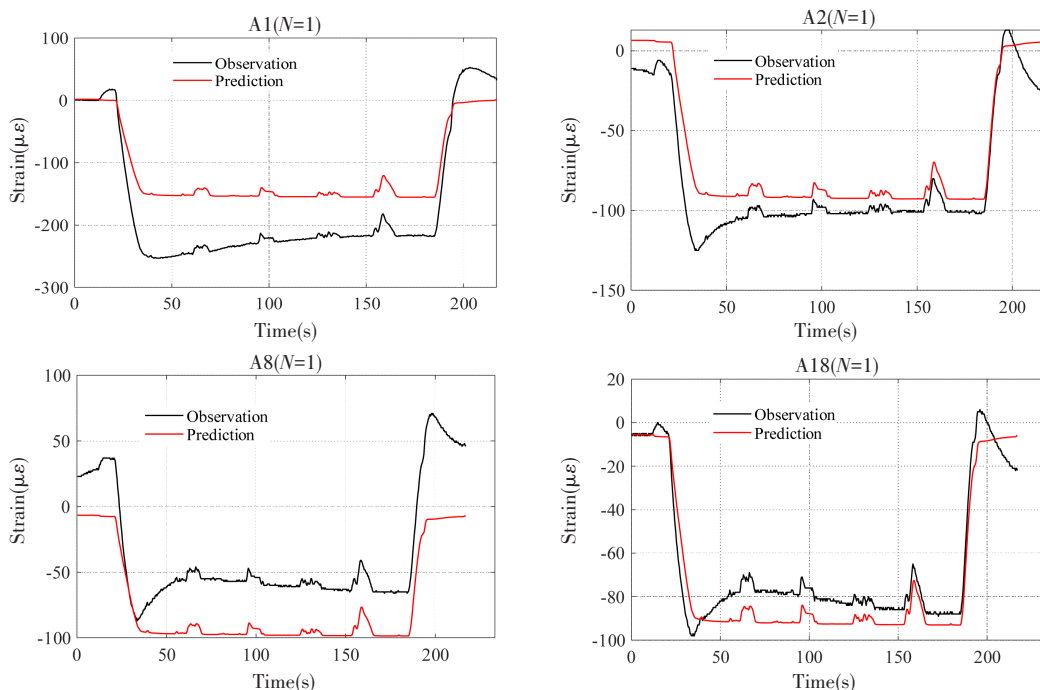


图 18 第一次下潜各测点推演结果

Fig.18 Inference results of each measuring point during the first dive

综上所述,结合大深度载人舱球壳下潜过程推演模型,提出一种基于人工智能的数据异常诊断算法,该算法对传感器出现故障造成的数据异常可进行及时有效诊断,有效解决当前应力监测系统因传感器故障造成误报警的问题。

4 结 论

本文围绕载人舱球壳服役过程中下潜过程难以推演以及数据异常这一难点,基于人工智能方法开展基于历史深潜数据的载人舱球壳下潜过程推演与异常诊断方法研究,构建了载人舱球壳下潜任务规划模型并可用于实测数据异常诊断与修正,可为载人舱球壳在下潜过程中的结构安全、避免重大事故发生提供指导。本文主要结论如下:

(1) 基于历史下潜数据,利用LSTM神经网络方法,构建了下潜深度与关键热点应力的关系模型,并进行校验,在临近下潜日期内,各热点推演结果十分准确,整体均方根误差 R_e 为 $31.32\mu\epsilon$ 。

(2) 选取DNN神经网络与BP神经网络方法作为对比,其中DNN模型的均方根误差为 $48.85\mu\epsilon$,BP模型的均方根误差为 $98.80\mu\epsilon$,相比于DNN模型与BP模型,基于LSTM方法的下潜任务推演算法误差分别降低35.89%和68.30%。

(3) 基于载人舱球壳下潜过程推演模型,对推演误差开展分析,构建载人舱球壳数据异常诊断算法,并进行校验。当传感器存在误差时,所提算法可有效进行诊断,并对异常数据进行修正,进而有效解决当前应力监测系统因传感器故障等问题造成误报警的问题。

参 考 文 献:

- [1] American Bureau of Shipping. Rules for building and classing underwater vehicles, systems and hyperbaric facilities 2012 [S]. New York: ACT of Legislature of the State, 2011.
- [2] 中国船级社. 潜水系统和潜水器入级与建造规范[S]. 2018.
China Classification Society. Specification for the classification and construction of submersible systems and vehicles[S]. 2018.
- [3] Kohnen W. Manned underwater vehicles: A relevant and cornerstone technology for the future assessment of ocean eco-systems[C]//OCEANS 2008, IEEE, 2008.
- [4] Pan B B, Cui W C. A comparison of different rules for the spherical pressure hull of deep manned submersibles[J]. Journal of Ship Mechanics, 2011, 15(3): 276-285.
- [5] Xiong Z, Luo P. Analysis of the pressure-bearing capacity of spherical hulls using the elastic foundation beam theory[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2014, 35(6):690-695.
- [6] 王仁华, 俞铭华, 王自力, 等. 大深度载人潜水器耐压壳极限承载力分析[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2006, 20(4): 1-5.
Wang R H, Yu M H, Wang Z L, et al. Ultimate strength analysis of pressure spherical hull of manned deep-ocean submersibles[J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2006, 20(4): 1-5.
- [7] 张 磊, 胡 震. 大深度载人潜水器载人舱球壳极限承载能力计算公式研究现状分析[J]. 中国造船, 2022, 63(5): 124-135.
Zhang L, Hu Z. Research status analysis of calculating formulas for the ultimate bearing capacity of the spherical shell of the manned compartment of a deep manned submersible[J]. Shipbuilding of China, 2022, 63(5): 124-135.
- [8] 杨 露, 王 芳, 王雾雾, 等. 大深度载人舱长期寿命评估中的影响因素[J]. 中国舰船研究, 2019, 14(2): 39-46.
Yang L, Wang F, Wang W W, et al. Influential factors to be considered for a tentative long-term service life assessment method for deep-sea manned cabins[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2019, 14(2): 39-46.
- [9] Wang F, Wang K, Cui W C. A simplified life estimation method for the spherical hull of deep manned submersibles[J]. Marine Structures, 2015, 44: 159-170.
- [10] 王 芳, 杨青松, 胡 勇, 等. 全海深载人潜水器载人舱缩比结构模型试验研究[J]. 中国造船, 2018, 59(2): 62-71.
Wang F, Yang Q S, Hu Y, et al. Experimental study on the scaled structure model of the manned cabin of the deep manned submersible[J]. Shipbuilding of China, 2018, 59(2): 62-71.
- [11] Wang F, Hu Y, Cui W C. Preliminary evaluation of Maraging steels on its application to full ocean depth manned cabin[J].

- Journal of Ship Mechanics, 2016, 20(12): 1557–1572.
- [12] Wang F, Cui W C. Experimental investigation on dwell-fatigue property of Ti-6Al-4V ELI used in deep-sea manned cabin [J]. Materials Science and Engineering A, 2015, 642: 136–141.
- [13] Wang F, Wang W W, Zhang Y K, et al. Effect of temperature and nonlinearity of PMMA material in the design of observation windows for a full ocean depth manned submersible[J]. Marine Technology Society Journal, 2019, 53(1): 27–36.
- [14] 王 丹, 万正权. 考虑初始形状影响的耐压球壳临界载荷简化计算公式[J]. 船舶力学, 2014, 18(5): 557–564.
Wang D, Wan Z Q. Simplified calculation formula for critical load of spherical pressure shell considering the influence of initial shape[J]. Journal of Ship Mechanics, 2014, 18(5): 557–564.
- [15] 杨华伟, 万正权, 李艳青, 等. 深海潜水器载人舱结构健康监测评估系统研究[J]. 船舶科学技术, 2017, 39(9): 74–80.
Yang H W, Wan Z Q, Li Y Q, et al. Pressure structure health monitoring and assessment system for deep-sea manned submersible[J]. Ship Science and Technology, 2017, 39(9): 74–80.
- [16] Yao J, Wu W W, Li S. Anomaly detection model of mooring system based on LSTM PCA method[J]. Ocean Engineering, 2022, 254: 111350.
- [17] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1935–1980.