

文章编号: 1674-8190(2024)03-062-09

基于GRU的仪表着陆系统故障预测方法研究

张强¹, 祁江涛¹, 焦浩博¹, 黄莉莉^{1,2}

(1. 中国民用航空飞行学院 空中交通管理学院, 广汉 618307)

(2. 中国民用航空飞行学院 广汉分院, 广汉 618307)

摘要: 故障预测技术在保障仪表着陆系统的可靠运行、提高空管效能等方面具有重要应用价值。结合仪表着陆系统运行特征和实际运行维护工作, 提出一种基于GRU的仪表着陆系统故障预测方法。以航向信标为研究对象, 在分析其监控参数与设备运行状态之间的关系后, 将监控参数作为故障特征参数; 根据监控参数时间步长、时变性特征显著的特点, 采用GRU预测监控参数的未来变化趋势; 根据监控参数的隶属函数计算出参数未来时刻可能发生“故障”的概率, 实现对航向信标故障的预测。结果表明: 基于GRU的仪表着陆系统预测方法的相对预测精度在95%以上。

关键词: 仪表着陆系统; 故障预测; 监控参数; 门控循环单元; 隶属度函数

中图分类号: V351.37

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2024.03.06

Research on fault prediction method of instrument landing system based on gate recurrent unit

ZHANG Qiang¹, QI Jiangtao¹, JIAO Haobo¹, HUANG Lili^{1,2}

(1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

(2. Guanghan Branch, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: Fault prediction technology is of important application value in ensuring the reliable operation of instrument landing system and improving ATC effectiveness. Combining the operation characteristics of instrument landing system and actual operation and maintenance work, a fault prediction method of instrument landing system based on gate recurrent unit (GRU) is proposed. Taking heading beacons as the research object, the monitoring parameters are used as fault characteristic parameters after analyzing the relationship between their monitoring parameters and equipment operation status. The GRU is used to predict the future change trend of the monitoring parameters according to their time steps and significant time-varying characteristics. The probability of "failure" is calculated according to the subordinate function of the monitoring parameters, and the prediction of heading beacon failure is realized. The results show that the relative prediction accuracy of the prediction fault method of instrument landing system based on GRU is above 95%.

Key words: instrument landing system; fault prediction; monitoring parameters; gate recurrent unit; membership function

收稿日期: 2023-03-03; 修回日期: 2023-06-11

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(ZHMH2022-007); 四川省科技计划项目(2022YFG0353); 中国民航教育人才项目(14002600100020J237); 国家级新工科研究与实践项目(E-HTJT20201727)

通信作者: 焦浩博(1998-), 男, 硕士研究生。E-mail: 952904753@qq.com

引用格式: 张强, 祁江涛, 焦浩博, 等. 基于GRU的仪表着陆系统故障预测方法研究[J]. 航空工程进展, 2024, 15(3): 62-70.

ZHANG Qiang, QI Jiangtao, JIAO Haobo, et al. Research on fault prediction method of instrument landing system based on gate recurrent unit[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(3): 62-70. (in Chinese)

0 引言

仪表着陆系统(Instrument Landing System,简称ILS)是国内民用机场空管装备中最为重要的导航设备,对飞机的精密进近与着落起到了至关重要的作用,其能否持续正常工作将直接影响到空管效能乃至飞行安全。为了保障仪表着陆系统的可靠运行,运行维护人员需要实时地掌握航向信标的运行状态,提前预防和处理故障,避免事后维修造成的巨大损失。这就要求运行维护人员能够预测运行期间内设备可能出现的故障,而故障预测技术是比故障诊断更高级的维修保障方式^[1],预测性地推断设备未来发生故障的时间,对仪表着陆系统开展故障预测方法研究具有重要的应用价值。

故障预测的方法一般基于模型或数据驱动^[2]。对于复杂电子设备来说,基于模型的方法建模困难、精准度低且泛化能力弱,而数据驱动方法随着电子设备机内测试(Built in Test,简称BIT)技术的发展逐渐成为故障预测研究的主流方向^[3]。数据驱动方法以采集的历史数据为基础,通过各种数据分析处理方法挖掘其中的隐含信息,从而对未来时刻进行预测,而这些数据大多具有时序性、非线性等特点^[4]。典型预测方法有:支持向量机(Support Vector Machine,简称SVM)、神经网络(Artificial Neural Networks,简称ANN)等。神经网络因其具有较强的特征提取和非线性映射能力,能较好地反映出设备实际工作状态的发展趋势与状态信号之间的关系^[5],成为当今故障预测研究的热点。针对研究对象和数据的特征进行改进的神经网络算法也被广泛应用并取得了更好的预测结果。循环神经网络(Recurrent Neural Network,简称RNN)是神经网络的一个重要分支,在处理时间序列数据时展现出良好的拟合能力,但是存在一定的局限性,因此衍生了RNN的变体——门控循环单元(Gate Recurrent Unit,简称GRU)。与长短期记忆网络(Long Short Term Memory,简称LSTM)的作用类似,GRU可以解决RNN中不能长期记忆和反向传播中的梯度问题^[6],但是比LSTM参数更少、简单实用、易于计算,能够更好地捕捉时间序列中的依赖关系。

作为最广泛使用的导航设备^[7],研究者对ILS的运行和维护进行了研究。赵锦阳^[8]采用随机森

林算法对仪表着陆系统进行故障诊断,并对故障数据进行可靠性分析,得出仪表着陆系统故障间隔时间服从威布尔分布;苗强等^[9-10]分别用SystemView、Simulink仿真软件实现了理想信道环境下ILS信号的仿真,为飞行检验仿真的后期研究工作提供了参考价值;黎云建^[11]建立了ILS超期运行风险评估指标体系和模型,并提出了具体风险控制策略。针对ILS故障预测方面研究的文献很少,可以借鉴类似设备的故障预测研究内容。Hong Sheng等^[12]提出了一种使用增量容量分析和加权卡尔曼滤波算法的锂离子健康评估方法,用于及时掌握运行状态和健康状况;程进军等^[13]将遗传神经网络用于航空装备的特征参数变化趋势预测;欧阳霄等^[14]采用ARIMA分析法对单脉冲雷达设备单个直接测量参数进行了预测,并采用神经网络预测法对雷达信号处理分系统的系统级劣化过程进行了预测,预测结果满足雷达使用维护要求;赵玉刚等^[15-16]采用LIB-SVM支持向量回归方法实现了对未来某时刻特征参数值的预测,并通过模糊隶属度函数来表征特征参数与设备的模糊状态之间的关系,从而得出模块以及设备的故障概率。

借鉴上述类似装备的故障预测研究现状,本文以监控参数为故障特征参数,应用隶属函数量化设备的模糊状态,提出基于GRU的仪表着陆系统故障预测方法预测监控参数的未来变化趋势;设计航向信标故障预测方法的工作流程,并对预测方法进行训练和评价;通过航向信标单个参数告警导致航向信标故障的数据和正常数据验证该方法的正确性及有效性。

1 仪表着陆系统

仪表着陆系统由航向信标、下滑信标和指点信标三个部分组成,其向空中发射方向性很强的无线电波,为飞机提供方向引导、距离和目视参考服务。三个信标工作原理相同,工作相对独立,仅在设备组成上有一些区别,本文以航向信标为研究对象,进行故障预测的研究。

航向信标台(LOC)由天线阵、发射机、监控器等组成,分别负责信号的产生、发射及检测。在天线阵的正前方,设有一个近场监控天线,用来对航道信号进行取样监控;天线阵中包含信号检测器,

用来对发射信号进行取样监控。两个监控信号被送到监控器中进行转换、处理、比较,实现对射频信号的数字化监控。

航向信标监控器界面如图 1 所示,由航道(CL)、宽度(DS)、余隙(CLR)、近场(NF)四个主信道组成。NF 信号是通过外场监控天线截获设备发射出的外场信号,其他三个信号直接从天线耦合中进行取样,基本不受外界干扰。四个信号通过数字化处理之后得到所需要的监控参数:调制度差(DDM)、调制度和(SDM)、射频电平(RF)。DDM 监控射频信号在外场合成的场型图或模拟生成的辐射场型中,引导线偏移跑道中心的误差;SDM 监控射频信号在外场叠加形成调制度和变化的误差;RF 监控射频信号输出功率变化的误差。

Monitor window 1			
	MON1	MON2	
L: DDM %	-0.2	-0.1	
SDM %	80.0	79.9	
RF V	3.0	3.1	
S: DDM %	0.4	0.3	
SDM %	80.1	79.9	
RF V	3.0	3.0	
F: DDM %	-0.1	-0.1	
SDM %	79.9	79.8	
RF V	3.4	3.4	
LR: DDM %	0.2	-0.2	
SDM %	79.9	79.9	
RF V	3.0	3.0	
F (kHz)	15.0	15.0	
L IDENT			
LR IDENT			
elf test	OK	OK	
C Loop			

图 1 航向信标监控器界面

Fig. 1 Heading beacon monitor interface

监控参数中包含了大量的设备状态和故障信息。在监控器中参数设有标准值、预警门限和告警门限,设备正常工作时,监控参数处于标准值左右,设备长时间工作后,监控参数出现漂移的现象。当监控参数超过预警门限时,监控器会发出预警信号,提醒工作人员及时检查设备的运行状况。当监控参数超过告警门限时,监控器发出告警信号,设备换机或自动停机,设备出现故障,需要工作人员进行检修。由此可见,监控参数与设备的运行状态之间存在一定的函数关系,可以选择监控参数作为表征航向信标运行状态的故障特征参数,且航向信标每周的维护信息记录了监控参数的变化情况,有利于监控参数数据的提取和整理。

2 基于 GRU 的故障预测方法

2.1 门控循环单元模型

GRU 和 LSTM 都是为了解决 RNN 存在的一些问题而提出来的变体^[17]。RNN 在处理时序数据时记住的信息很多,而一些无用的信息会对预测产生误导,此外还存在概念漂移的情况,需要对过去记录的无用信息进行遗忘;在 RNN 梯度计算方法中,当时间步数大或时间步数小时,RNN 梯度更容易衰减或爆炸,虽然裁剪梯度可以应对梯度爆炸,但不能解决梯度衰减的问题。因此,RNN 在实际中较难捕捉时间序列中时间步距离较大的依赖关系。

GRU 和 LSTM 解决问题的核心在于“门”结构,通过这个结构,信息被添加和删除,“门”结构在训练过程中对学习到的信息保留或遗忘。LSTM 网络结构(如图 2 所示),包含遗忘门、输入门和输出门三种门结构;而 GRU 只有两个门结构(如图 3 所示),分别为更新门、重置门,其中更新门由 LSTM 中的输入门和遗忘门合并而成^[18]。

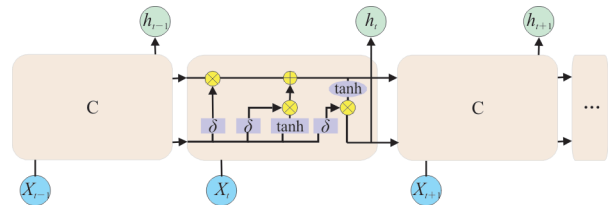


图 2 LSTM 网络结构

Fig. 2 LSTM network structure

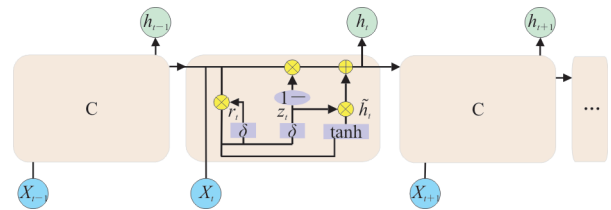


图 3 GRU 网络结构

Fig. 3 GRU network structure

从单元结构来看,GRU 更简单,参数量少,更容易进行训练,能够在很大程度上提高训练效率,减少过拟合的风险^[19];从实验结果看来,相比 LSTM,使用 GRU 能够达到相当的效果,尤其在处理较小的数据集上,GRU 相比于 LSTM 表现出更好的性能,且 GRU 能更好地捕捉时间序列中时间步距离较大的依赖关系^[20]。GRU 的工作原理^[21]

由三部分组成。

1) 更新门与重置门

图3中的 z_t 和 r_t 为更新门和重置门,它们的输入均为当前时间步输入 X_t 与上一时间步隐藏状态 h_{t-1} ,输出由激活函数sigmoid的全连接层计算得到。sigmoid函数将元素的值变换到0~1之间,因此,重置门和更新门中每个元素值域都是 $[0, 1]$ 。 r_t 值越小,说明上一时刻需要遗忘的越多,丢弃的越多,当 r_t 值接近0时,上一时刻的内容需要全部丢弃,只保留当前时刻的输入,因此可以丢弃与预测无关的历史信息;而 r_t 值越大,说明新的输入信息 X_t 与前面的记忆相结合的越多,当值接近1时,表示保留上一时刻的隐藏状态,有助于捕获序列中的短期依赖关系。 z_t 越接近1,代表“记忆”下来的数据越多,而越接近0则代表“遗忘”的越多,有助于捕获序列中的长期依赖关系。计算公式为

$$z_t = \sigma(W_z[h_{t-1}, X_t] + b_z) \quad (1)$$

$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, X_t] + b_r) \quad (2)$$

式中: W_r 、 W_z 、 b_r 、 b_z 为网络权重参数和对应偏置项; σ 为sigmoid激活函数。

2) 候选隐藏状态

图3中的 \tilde{h}_t 为候选隐藏状态,将当前时间步重置门的输出 r_t 与上一时间步隐藏状态 h_{t-1} 做按元素乘法(符号为 \odot),其结果决定了上一时间步的隐藏状态保留的多少。将结果与当前时间步的输入连结,再通过含激活函数tanh的全连接层计算出候选隐藏状态,元素的值域为 $[-1, 1]$ 。计算公式为

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_{\tilde{h}}[r_t \odot h_{t-1}, X_t] + b_{\tilde{h}}) \quad (3)$$

式中: $W_{\tilde{h}}$ 、 $b_{\tilde{h}}$ 为网络权重参数和对应偏置项。

3) 隐藏状态

图3中的 h_t 为隐藏状态,是GRU关键的一个步骤,称为“更新记忆”阶段。计算公式为

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \quad (4)$$

式中: $(1 - z_t) \odot h_{t-1}$ 为对原本隐藏状态的选择性“遗忘”; $1 - z_t$ 为LSTM的遗忘门,忘记维度中一些不重要的信息; $z_t \odot \tilde{h}_t$ 为对包含当前节点信息的 \tilde{h}_t 进行选择性的“记忆”,也是对 \tilde{h}_t 中的某些信息进一步选择。

因此, h_t 的计算公式就是忘记传递下来的 h_{t-1} 中某些维度信息,并加入当前节点输入的某些维度信息。

另外,更新门可以控制隐藏状态应该如何被包含当前时间步信息的候选隐藏状态所更新。GRU解决了循环神经网络中的梯度衰减问题,并更好地捕捉时间序列中时间步距离较大的依赖关系。GRU适用于小样本、时间步距离长、时变性特征显著的时间序列数据。

2.2 监控参数的隶属度函数

隶属度函数是模糊理论的应用基础,反映了论域中变量与模糊集中元素之间的映射关系^[22],可以对模糊性对象进行定量描述,在实际工程中得到了广泛应用。航向信标的监控参数可以表征设备的运行状态,其与运行状态之间存在一定的映射关系,也就是监控参数值的变化与设备发生故障的概率存在一定的关联。为了定量地描述监控参数与运行状态之间的关系,引入了模糊方法对航向信标“故障”状态进行建模,根据监控参数规定的允许限定,确定航向信标属于“故障”的隶属函数。

监控参数的隶属函数定义为:设变量 x 为监控参数的值, $\mu_A(x)$ 为航向信标的属于故障的隶属函数,其中 $x \in U$, $\mu_A(x) \in [0, 1]$ 。 x 在 U 中变动时,当 $\mu_A(x) = 0$ 表示设备运行正常,当 $\mu_A(x)$ 越接近于0表示 x 属于故障的程度越低;当 $\mu_A(x) = 1$ 表示设备故障,当 $\mu_A(x)$ 越接近于1表示 x 属于故障的程度越高。常用的确定隶属函数的方法有:模糊统计法、二元对比排序法和待定系数法^[23]。其中,待定系数法应用范围广、局限性低,根据实际背景和专家经验确定隶属函数论域、边界和分布。本文采用待定系数法,根据监控参数的标准值和阈值(即上、下限)以及它们的特性确定监控参数的隶属函数。

当只考虑单个参数 x 对航向信标故障的影响时, $\mu_A(x)$ 为监控参数属于“故障”的隶属函数,标准值为 x_0 ,正常变化范围(即预警上下限)为 m_i ,极限偏差(即告警上下限)为 n_i 。航向信标“故障”模糊集的论域为 $[x_0 - n_i, x_0 + n_i]$,因此,隶属函数的整体结构应选择中间型。当 x 超出告警上下限时,监控器发出告警信号,认定设备出现故障,因此 $x \in (-\infty, x_0 - n_i) \cup (x_0 + n_i, +\infty)$ 的元素对“故障”的隶属度为1;当 x 在正常变化范围内时,监控器一切正常,认定设备正常运行,因此 $x \in [x_0 - m_i, x_0 + m_i]$ 的元素对“故障”的隶属度为0。根据监控

参数的要求,如果 x 超过正常变化范围时,即 $x \in (x_0 - n_i, x_0 - m_i) \cup (x_0 + m_i, x_0 + n_i)$, 监控器发出预警信号,提醒维护人员检查设备的状况。此时并不认为设备完全属于故障,而是设备仍然可以维持工作,只是完成导航任务的能力有所下降,而且监控参数不同值下的故障程度明显不同,也就是设备处于故障和正常状态之间的模糊状态,区间内 x 的元素对“故障”的隶属度为 $[0, 1]$ 。随着 x 越靠近告警上下限值,监控参数属于“故障”的隶属度也就越来越接近 1,而且故障程度加剧,因此过渡带是非线性的上凸型过渡。综上所述,监控参数的隶属函数选择抛物对称型函数,函数曲线如图 4 所示。

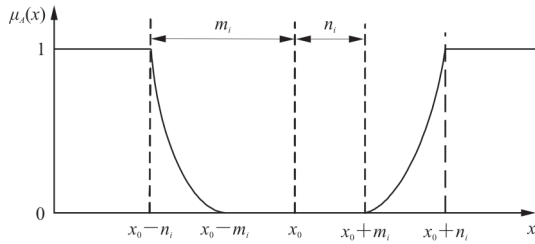


图 4 监控参数隶属函数曲线

Fig. 4 Plot of affiliation function

由监控参数标准值和阈值确定隶属函数的相关参数,其表达式为

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & (x_0 - m_i \leq x \leq x_0 + m_i) \\ \left(\frac{x - x_0 - m_i}{n_i - m_i} \right)^k & (x_0 + m_i < x \leq x_0 + n_i) \\ \left(\frac{x_0 - m_i - x}{n_i - m_i} \right)^k & (x_0 - n_i \leq x < x_0 - m_i) \\ 1 & (x < x_0 - n_i \text{ 或 } x > x_0 + n_i) \end{cases} \quad (5)$$

式中: k 为修正系数,影响隶属度函数曲线的形状,导致不同的控制特性,需要根据实际背景及专家经验来确定。

将各监控参数用式(5)表示,其隶属度值为该监控参数导致航向信标发生故障的概率。对于所有监控参数,可以按照隶属度的多因素加权综合法^[23],确定最终的隶属度 $\mu_A(x)$ 即为航向信标发生故障的概率。

2.3 故障预测方法流程

航向信标故障预测方法的基本流程如图 5 所示。

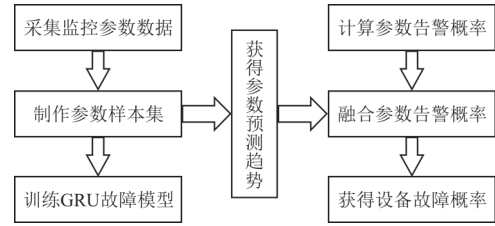


图 5 航向信标故障预测方法流程

Fig. 5 Heading beacon failure prediction method process

预测流程为:

- 1) 根据设备维护工作内容,采集 2 年的监控参数数据,数据时间间隔为 7 天,个数为 110 个;
- 2) 对数据进行整理,制作相关的训练样本和测试样本;
- 3) 建立并训练 GRU 故障模型,用测试样本获得参数未来时刻的值或趋势;
- 4) 利用监控参数的标准值和门限,建立隶属函数,计算未来时刻参数告警的概率;
- 5) 采用加权算法得到未来时间航向信标可能发生故障的概率。

2.4 预测结果评价指标

预测结果一般可以由预测值和实际值进行直接差值对比,为了进一步评价预测方法的准确性,常用的评价标准还包括预测误差 E 、相对精度 E_{RA} 等^[24]。

预测差值 d 是真实值 b_i 与预测值 a_i 的差值,直观反映了预测的好坏。

$$d = b_i - a_i \quad (6)$$

预测误差是预测值与真实值的差值除以真实值,反映了预测结果的偏离程度。

$$E = \left| \frac{b_i - a_i}{b_i} \right| \times 100\% \quad (7)$$

相对精度是另一个评价指标,反映了预测结果相对于预测误差的偏差。

$$E_{RA} = \left(1 - \left| \frac{b_i - a_i}{b_i} \right| \right) \times 100\% \quad (8)$$

3 模型训练与实例验证

从某机场航向信标 2 年周维护记录的监控数据统计来看,RF 与 SDM 参数变化相对稳定,没有较大的漂移,因此数值都在标准值的上下徘徊,CLR DDM 和 DS DDM 参数偏移变化量明显,呈

非线性波动变化;根据维护人员工作经验来看,DDM 参数变化对设备运行状态的影响较大,因此本文选取 CLR DDM 和 DS DDM 参数作为预测对象。

3.1 模型训练

取 DS DDM 和 CL DDM 参数数据前 107 个时间点的数据作为训练样本集,后 3 个时间点的数据作为测试样本集,用训练样本建立 GRU 预测模型,并用测试样本集对 GRU 方法预测的准确性进行验证。

建立 GRU 预测模型时,首先对训练数据进行标准化处理;然后构建 GRU 网络,设置隐含层神经元节点数为 500 个,输入、输出节点为 1 个;最后输入 GRU 结构参数,选择 Adam 优化算法,自适应学习率,最大迭代次数为 500 次,每 5 步验证一次,设置预测未来数量为 3 个。

基于 GRU 的 DS DDM 和 CLR DDM 的参数训练与预测结果如图 6~图 7 所示,可以看出:两个参数预测值随时间的推移与实际值逐渐产生偏差,但变化趋势相同,可以得到较理想的预测效果,说明该方法对监控参数的预测是可行的,同理,可利用该方法获得其他监控参数预测值。

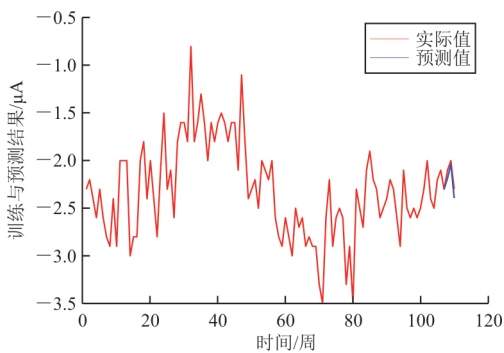


图 6 DS DDM 训练与预测结果

Fig. 6 DS DDM training and prediction results

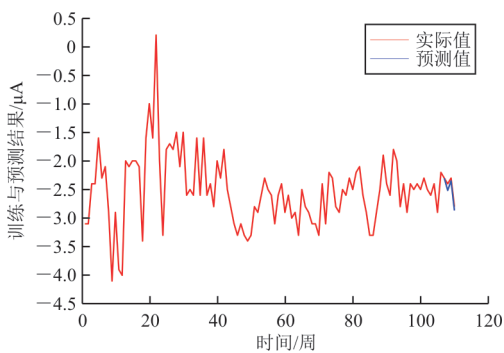


图 7 CLR DDM 训练与预测结果

Fig. 7 CLR DDM training and prediction results

为了进一步评价预测方法预测结果的准确性,分别用预测差值 d 、预测误差 E 和相对精度 E_{RA} 作为评估指标,如表 1 所示,可以看出:CLR DDM、DS DDM 参数基于 GRU 方法预测步数的平均相对精度在 95% 以上,在预测非线性且样本小的监控参数效果中在可接受范围内。

表 1 监控参数变化趋势预测结果情况

Table 1 Monitoring parameters change trend prediction results situation

监控参数	步数	d	$E/\%$	$E_{RA}/\%$	$\overline{E}_{RA}/\%$
CLR DDM	第一步	0.115	4.79	95.21	96.92
	第二步	-0.048	2.08	97.92	
	第三步	-0.066	2.35	97.65	
DS DDM	第一步	0.086	4.09	95.91	96.67
	第二步	0.037	1.85	98.15	
	第三步	0.093	4.04	95.90	

3.2 对比验证

采用单参数告警的故障数据与正常运行的数据来验证监控参数作为故障特征参数表征航向信标运行状态的正确性及基于 GRU 的故障预测方法的可行性。

1) 单参数告警的故障数据

由于航向信标整体故障数据难以找到,以某 NM7000B 型号的航向信标 CL DDM 参数超出门限的数据为例进行验证。该航向信标因长时间工作,在运行过程中监控参数偏移量逐渐偏大,经告警停机维护后发现发射通路存在老化。以发生告警前 20 周的维护记录为预测数据,如图 8 所示。

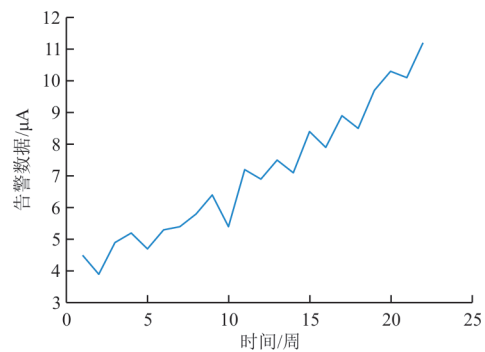


图 8 CL DDM 监控参数告警数据

Fig. 8 CL DDM monitoring parameter alarm data

将整个数据集带入到 GRU 预测模型中,从第 19 周开始预测。设置预测未来数量为 3 周,预测结果如图 9 所示。

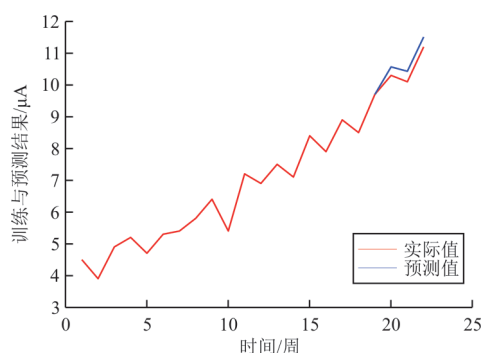


图9 CL DDM故障数据预测结果

Fig. 9 CL DDM failure data prediction results

从图9可以看出:第20周的预测数据与实际数据存在偏差,但它们偏移量增大的趋势相同,说明监控参数在第19周之后会持续增大偏移,出现超出告警的可能,预测值与实际值变化规律相同。因此,以第19周为当前时刻,选取未来四周预测的最大偏移值,通过隶属度函数计算参数可能告警的概率,如表2所示。

表2 CL DDM监控参数告警概率
Table 2 Alarm probability of CL DDM monitoring parameters

数据集	监控参数	预警、告警上限/ μA	预警、告警下限/ μA
正常数据	CL DDM	10、14	-10、-14
故障数据	CL DDM	10、14	-10、-14

数据集	标准值/ μA	最大预测值/ μA	告警概率/%
正常数据	0	6.83	0
故障数据	0	11.84	67.82

2) 正常运行的数据

选取该航向信标 CL DDM 参数 20 周正常运行的数据,带入到 GRU 预测模型中,预测结果如图 10 所示。同样,选取未来 4 周预测的最大偏移值,通过隶属函数计算参数可能告警的概率,如表 2 所示。

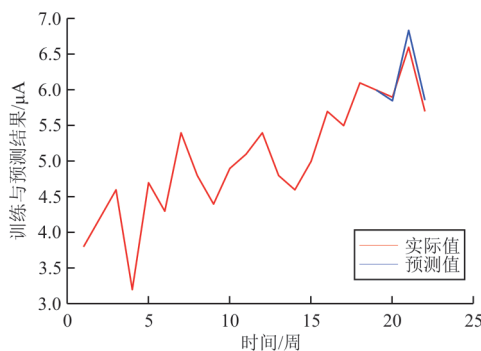


图10 CL DDM正常数据预测结果

Fig. 10 CL DDM normal data prediction results

在故障数据集中,CL DDM 参数可能告警的概率为 67.82%,本文只考虑了 CL DDM 单个参数对航向信标故障的影响,也就是航向信标发生故障的概率为 67.82%。其概率值已经可以引起工作人员的关注,需要对运行中设备进行检查和维护;在正常数据集中,CL DDM 参数可能告警的概率为 0,实际设备的状态在未来 4 周内参数也并未产生告警。因此,该方法可以实现未来 4 周内航向信标可能故障概率的有效预测,能有效获取航向信标当前监控参数的未来趋势并表征航向信标未来的运行状态。

在考虑整体监控参数对航向信标故障的影响时,计算所有监控参数可能告警的概率,并按照隶属度的多因素加权综合法计算航向信标可能故障的概率。其因素的权值为某一监控参数导致航向信标故障的次数与航向信标故障发生的总次数之比,其取值范围为 $[0, 1]$,该值越接近 1,说明该监控参数告警的次数越多;试值越接近 0,说明该监控参数告警的次数越少。为了表征该监控参数漂移对航向信标运行状态造成影响的不同重要程度,采用多因素加权综合法计算模型^[22]计算设备发生故障概率,如图 11 所示。

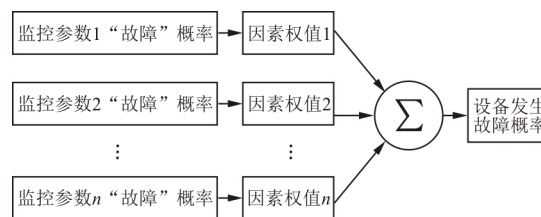


图11 多因素加权综合法计算模型

Fig. 11 Multi-factor weighted composite method calculation model

通过计算得出的航向信标发生故障概率,工作人员根据预测结果采取相应的措施对故障进行预防和处理,从而实现视情维修。

4 结 论

1) 本文提出的基于 GRU 的仪表着陆系统故障预测方法,通过对监控数据的训练,能够较为理想地预测监控参数的未来变化趋势,并稳定地实现了 3 个时间步的数据预测,平均相对预测精度在 95% 以上。

2) 通过对故障数据和正常运行数据的预测,对比验证了监控参数作为故障特征参数表征航向

信标运行状态的正确性和基于GRU的仪表着陆系统故障预测方法的有效性。

参考文献

- [1] 左宪章,康健,李浩,等.故障预测技术综述[J].火力与指挥控制,2010,35(1):1-5.
ZUO Xianzhang, KANG Jian, LI Hao, et al. A review of failure prediction techniques[J]. Fire Control and Command Control, 2010, 35(1): 1-5. (in Chinese)
- [2] 彭宇,刘大同,彭喜元.故障预测与健康管理技术综述[J].电子测量与仪器学报,2010,24(1):1-9.
PENG Yu, LIU Datong, PENG Xiyuan. A review of fault prediction and health management techniques[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2010, 24(1): 1-9. (in Chinese)
- [3] 吕克洪,程先哲,李华康,等.电子设备故障预测与健康管理技术发展新动态[J].航空学报,2019,40(11):18-29.
LYU Kehong, CHENG Xianzhe, LI Huakang, et al. New developments in electronic equipment failure prediction and health management technologies [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(11): 18-29. (in Chinese)
- [4] 李磊,李晓猛,付一博,等.数据驱动的故障预测方法研究[J].测控技术,2022,41(5):66-74.
LI Lei, LI Xiaomeng, FU Yibo, et al. Research on data-driven fault prediction method[J]. Measurement and Control Technology, 2022, 41(5): 66-74. (in Chinese)
- [5] GUI Weihua, HUA Chun. Intelligent fault diagnosis in lead-zinc smelting process[J]. International Journal of Automation & Computing, 2007(2): 135-140.
- [6] KONG Weicong, DONG Zhaoyang, JIA Youwei, et al. Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1): 841-851.
- [7] 张辉,陈世浩.民用飞机着陆系统安全性评估的故障树分析[J].航空工程进展,2021,12(1):64-71.
ZHANG Hui, CHEN Shihao. Fault tree analysis for safety assessment of civil aircraft landing system [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 12(1): 64-71. (in Chinese)
- [8] 赵锦阳.机场盲降设备在线诊断技术与可靠性研究[D].成都:成都信息工程大学,2019.
ZHAO Jinyang. Research on online diagnostic technology and reliability of airport blind landing equipment[D]. Chengdu: Chengdu University of Information Engineering, 2019. (in Chinese)
- [9] 苗强,吴德伟,毛玉泉,等.仪表着陆系统建模与仿真[J].火力与指挥控制,2009,34(6):96-99.
MIAO Qiang, WU Dewei, MAO Yuquan, et al. Modeling and simulation of instrument landing system [J]. Fire Control and Command Control, 2009, 34(6): 96-99. (in Chinese)
- [10] 苗强,吴德伟,毛玉泉,等.用Simulink对仪表着陆系统航向信标建模与仿真[J].电光与控制,2008(11):50-54,66.
MIAO Qiang, WU Dewei, MAO Yuquan, et al. Modeling and simulation of instrument landing system heading beacons with Simulink [J]. Electronics Optics and Control, 2008 (11): 50-54,66. (in Chinese)
- [11] 黎云建.仪表着陆系统超期运行风险评估及控制策略研究[D].广汉:中国民用航空飞行学院,2016.
LI Yunjian. Research on risk assessment and control strategy of overdue operation of instrument landing system [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2016. (in Chinese)
- [12] HONG Sheng, YUE Tianyu, LIU Hao. Vehicle energy system active defense: a health assessment of lithium-ion batteries [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2020, 37(12): 10081-10099.
- [13] 程进军,夏智勋,胡雷刚.基于遗传神经网络的航空装备故障预测[J].空军工程大学学报(自然科学版),2011,12(1):15-19.
CHENG Jinjun, XIA Zhixun, HU Leigang. Genetic neural network-based fault prediction for aviation equipment [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2011, 12(1): 15-19. (in Chinese)
- [14] 欧阳霄,杨辉,朱东济,等.基于ARIMA和神经网络的单脉冲雷达设备故障预测研究[J].计算机测量与控制,2021,29(10):83-87.
OUYANG Xiao, YANG Hui, ZHU Dongji, et al. Research on fault prediction of single-pulse radar equipment based on ARIMA and neural network [J]. Computer Measurement and Control, 2021, 29(10): 83-87. (in Chinese)
- [15] 赵玉刚,鞠建波,张经纬.基于隶属度函数的电子设备故障预测研究[J].计算机测量与控制,2015,23(7):2305-2307.
ZHAO Yugang, JU Jianbo, ZHANG Jingwei. Research on fault prediction of electronic devices based on affiliation function [J]. Computer Measurement and Control, 2015, 23(7): 2305-2307. (in Chinese)
- [16] 赵玉刚,鞠建波,张经纬.基于LIB-SVM的电子设备故障预测方法研究[J].计算机测量与控制,2015,23(6):1888-1891.
ZHAO Yugang, JU Jianbo, ZHANG Jingwei. Research on LIB-SVM-based fault prediction method for electronic devices [J]. Computer Measurement and Control, 2015, 23(6): 1888-1891. (in Chinese)
- [17] HONG S, ZENG Y. A health assessment framework of lithium-ion batteries for cyber defense [J]. Applied Soft Computing, 2021, 101(49): 107067.
- [18] 杨任农,岳龙飞,宋敏,等.基于Bi-LSTM的无人机轨迹预测模型及仿真[J].航空工程进展,2020,11(1):77-84.
YANG Renong, YUE Longfei, SONG Min, et al. Bi-

- LSTM-based UAV trajectory prediction model and simulation[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2020, 11(1): 77-84. (in Chinese)
- [19] SAJJAD M, KHAN Z A, ULLAH A, et al. A novel CNN-GRU-based hybrid approach for short-term residential load forecasting[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 143759-143768.
- [20] CHUNG J, GÜLÇEHRE Ç, CHO K H, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[C]// *NIPS 2014 Deep Learning and Representation Learning Workshop*. [S.l.]: NIPS, 2014: 1-9.
- [21] 孙明敏. 基于 GRU-Attention 的中文文本分类[J]. *现代信息科技*, 2019, 3(3): 10-12.
SUN Mingmin. Chinese text classification based on GRU-Attention [J]. *Modern Information Technology*, 2019, 3(3): 10-12. (in Chinese)
- [22] 陈水利, 李敬功. 模糊集理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- CHEN Shuili, LI Jinggong. *Fuzzy set theory and its applications* [M]. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese)
- [23] 王浩, 庄钊文. 模糊可靠性分析中的隶属函数确定[J]. *电子产品可靠性与环境试验*, 2000(4): 2-7.
WANG Hao, ZHUANG Zhaowen. Determination of the affiliation function in fuzzy reliability analysis [J]. *Electronic Product Reliability and Environmental Testing*, 2000(4): 2-7. (in Chinese)
- [24] 郭忠义, 李永华, 李关辉, 等. 装备系统剩余使用寿命预测技术研究进展[J]. *南京航空航天大学学报*, 2022, 54(3): 341-364.
GUO Zhongyi, LI Yonghua, LI Guanhui, et al. Research progress of remaining service life prediction technology for equipment systems [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 54(3): 341-364. (in Chinese)

(编辑:丛艳娟)

(上接第 51 页)

- Manufacturing Technology and Equipment, 2016(2): 79-81. (in Chinese)
- [12] 张伟哲, 卢晓斐, 付嘉舜, 等. 无人机起落架地形自适应系统设计[J]. *科技创新与应用*, 2018(22): 56-58.
ZHANG Weizhe, LU Xiaofei, FU Jiashun, et al. Design of terrain adaptive system for unmanned aerial landing gear[J]. *Science and Technology Innovation and Application*, 2018(22): 56-58. (in Chinese)
- [13] 刘昊林, 刘小川, 任佳, 等. 仿生腿式地形自适应起落架构型与动力学分析[J]. *装备环境工程*, 2022, 19(9): 25-31.
LIU Haolin, LIU Xiaochuan, REN Jia, et al. Adaptive landing structure type and dynamic analysis of bionic leg terrain [J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2022, 19(9): 25-31. (in Chinese)
- [14] ZHANG K, CHERMPRAYONG P, TZOUMANIKAS D, et al. Bioinspired design of a landing system with soft shock absorbers for autonomous aerial robots[J]. *Journal of Field Robotics*, 2019, 36(1): 230-251.
- [15] NI X, YIN Q, WEI X, et al. Research on landing stability of four-legged adaptive landing gear for multirotor UAVs [J]. *Aerospace*, 2022, 9(12): 776-783.
- [16] 沈海军, 余翼. 形态仿生飞行器研制进展及关键技术[J]. *航空工程进展*, 2021, 12(3): 9-19.
SHEN Haijun, YU Yi. Development and key technologies of morphological bionic aircraft[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2021, 12(3): 9-19. (in Chinese)
- [17] 王晓军, 吕敬, 王琪. 含摩擦滑移铰平面多刚体系统动力学的数值算法[J]. *力学学报*, 2019, 51(1): 209-217.
WANG Xiaojun, LYU Jing, WANG Qi. Numerical algorithm for dynamics of multi-rigid body system with friction-slip hinge plane[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2019, 51(1): 209-217. (in Chinese)
- [18] 王磊, 游小亮. 某型无人直升机起落架优化设计分析[J]. *机电信息*, 2022(17): 35-37.
WANG Lei, YOU Xiaoliang. Optimal design analysis of landing gear of a certain type of unmanned helicopter [J]. *Electromechanical Information*, 2022(17): 35-37. (in Chinese)

(编辑:丛艳娟)