

基于时间序列的飞机燃油测量方法



郭毅博¹,李舜尧¹,陈艳华¹,尚志浩¹,潘俊²,刘伟²,朱虹宇²,徐明亮¹

1. 郑州大学, 河南 郑州 450001

2. 航空工业南京机电液压工程研究中心 航空机电系统综合航空科技重点实验室, 江苏 南京 211106

摘要:为满足现代飞机对燃油测量精度以及稳定性的需求,对飞机燃油测量领域进行探索,提出了一种基于时间序列的飞机燃油测量方法,将燃油数据视为多维时序数据,充分被利用数据信息,同时使用 Transformer 与 LSTM 将电容式传感器获取的数据作为时序数据处理,并通过贝叶斯优化合并两个模型减少了整体误差,增强了测量稳定性与可靠性。该方法在不同飞机姿态下都有稳定的表现,证明了可以通过基于时序数据的燃油测量方法获取燃油数据与飞机油量之间较为复杂的映射关系。

关键词:油量测量; Transformer; LSTM; 时间序列数据; 贝叶斯优化

中图分类号: TP183

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2022.05.009

航空机电系统是飞机的重要组成部分,其工作性能和工作状态直接关系飞机系统的可靠性和安全性^[1]。燃油系统作为航空机电系统的重要组成部分之一,具有高精度、高可靠性的特点,需要精准地掌握油箱内燃油油量信息,保障在任意高度以及任意姿态下均能根据发动机需求进行供油^[2]。目前,飞机燃油测量技术包括基于机械、辐射、超声波、电容等方法。其中,应用最广泛的是电容式油量测量技术^[3],它利用空气和燃油介电常数的差异进行测算。燃油数据包括由上述电容传感器等方法获取的油箱内部燃油液面高度等。飞机燃油系统通过对燃油数据进行分析计算,得出实时剩余油量。

1 飞机燃油测量方法

飞机燃油测量方法主要包括基于查表插值和基于神经网络两种。

1.1 基于查表插值

根据传感器所获取的燃油液面高度等信息,在预先准备好的燃油体积特性数据库中寻找接近的值,通过插值计算得到实时油量。通过切片叠加法^[4]计算飞机燃油体积特性,将油箱内部燃油建模切片,通过叠加每片的体积,得到剩余油量体积。基于飞机油箱形状特征的切片步长选择方

法^[5],相对简化了模型,节省了算力。

该类方法精度主要取决于燃油体积特性数据库容量,在高精度要求下,查表效率降低,无法满足实时性要求。

1.2 基于神经网络

通过神经网络模型学习燃油数据和油量数据之间的映射关系,利用模型进行燃油体积的计算,如基于 BP 神经网络的飞机燃油量测量改进算法^[6]。该类方法适用于飞行相对稳定、燃油波动较小的情况,当油面波动范围较大时,油位等特征与油量之间的映射关系发生变化,将会导致较大误差。上述神经网络方法与查表插值方法都利用某一时刻油位等离散的特征信息获取当前剩余油量,均未考虑时间维度的上下文依赖关系。然而在不同飞行姿态等因素下,离散数据的多义性和模糊性可能导致不同油量出现相似油位特征,这将引起较大误差,通过使用连续的特征数据所组成的序列推算油量可有效避免此类情况发生。

时间序列是在给定的采样频率下按照时间顺序排列的观测数据的集合^[7],飞机燃油数据符合这一特征,同时为充分利用数据在时间维度的信息,提出一种新方法与新思路,将飞机燃油数据视为多维时序数据,通过贝叶斯优化结合 Transformer 与 LSTM 两种方法,选择合适的时间窗口,将某一段时间而非某一时刻的数据作为输入,当前时刻的剩余

收稿日期: 2021-11-11; 退修日期: 2022-01-18; 录用日期: 2022-03-17

基金项目: 国家自然科学基金(61602421); 航空科学基金(201828X4001)

引用格式: Guo Yibo, Li Shunyao, Chen Yanhua, et al. A fuel measurement method based on time series data[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(05): 63-68. 郭毅博, 李舜尧, 陈艳华, 等. 基于时间序列的飞机燃油测量方法[J]. 航空科学技术, 2022, 33(05): 63-68.

油量作为目标值,将燃油数据在时间维度的上下文依赖关系应用于测算剩余油量的过程中,以达到增进测量精度的目的。

未来飞机处于高空高速状态环境下执行任务,对油量测量方法与精度有新的要求,智能化技术为装备保障系统的赋能和发展提供了先决条件^[8]。本文旨在探索神经网络方法在飞机燃油测量领域的创新应用。

2 燃油数据

燃油数据采集于地面油箱试验台,数据包括时间、增压压力、供油箱油位值、输油箱油位值、环境压力、供油管压力、瞬时供油流速、滚转角、俯仰角和剩余油量等。

2.1 燃油数据分析

使用相关系数等方法对燃油数据进行分析,在保证精度的前提下将数据维度降低,以达到提高后续测算工作效率的目的。

本次使用皮尔逊相关系数分析各个维度的数据与剩余油量之间线性相关程度,皮尔逊相关系数范围为-1~1,越接近-1或1,线性相关性越强;接近0线性相关性越弱,但不代表无相关关系。

皮尔逊相关系数为两个维度之间的协方差与标准差的商,式(1)为协方差计算公式,式(2)为标准差计算公式,式(3)为皮尔逊相关系数计算公式。

$$\text{cov}(X,Y)=\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n(X_i-\bar{X})(Y_i-n-1\bar{Y}) \quad (1)$$

$$\sigma_X=\frac{1}{n-1}\sqrt{\sum_{i=1}^n(X_i-\bar{X})^2} \quad (2)$$

$$\rho(X,Y)=\frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y} \quad (3)$$

式中: $\bar{X},\bar{Y}$ 分别为样本 X,Y 平均值; σ_X,σ_Y 分别为样本 X,Y 标准差; $\text{cov}(X,Y)$ 为样本 X,Y 的协方差; $\rho(X,Y)$ 为皮尔逊相关系数。

通过计算各个维度的数据与剩余油量之间的相关系数并取绝对值,将其绘制如图1所示,图中显示出剩余油量具有很强的自相关性,且与时间、输油箱油位相关性极高;供油箱由于容量小于输油箱,且在输油箱消耗完毕之前供油箱油位不会有明显变化,导致相关系数偏小,经使用输油箱完全消耗后的数据测试,供油箱油位与剩余油量之间相关系数高达0.99,所以将其保留;供油泵压力、供油管压力、电流等信息与剩余油量线性相关性弱。为减少数据维度提高效率,应舍去这类信息。

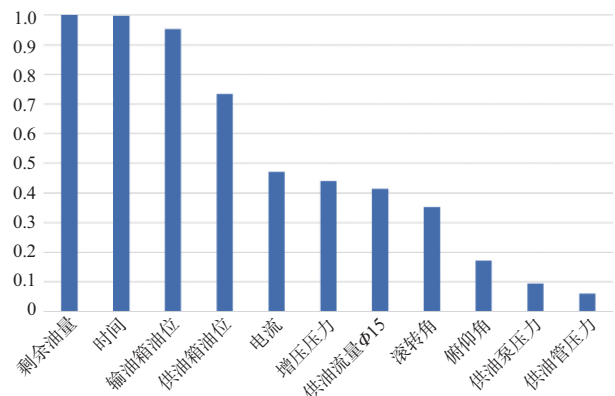


图1 相关系数

Fig.1 Correlation coefficient

在飞机飞行过程中,除了平飞还会出现爬升、俯冲、滚转等动作,飞机不同姿态下的油位值如图2所示。

由于燃油的液体性质,飞机爬升时油面依然处于水平面,而油箱内部电容传感器与飞机一同倾斜。此时,由于获得的油位特性与平飞状态下完全不同,单纯使用油位值就无法保证燃油测量的精度。虽然角度信息与剩余油量之间相关系数过低,不存在线性相关关系,但角度会影响电容式传感器解算当前燃油液面高度信息,所以数据中需保留角度信息。

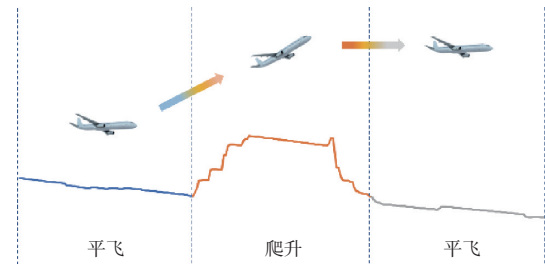


图2 飞机不同姿态下油位值

Fig.2 Fuel level value of the aircraft in different attitudes

2.2 燃油序列数据

经燃油数据分析,最终由时间、输油箱油位、供油箱油位、俯仰角、滚转角、剩余油量构建数据集。

为充分利用燃油数据在时间维度上的依赖关系,将燃油数据作为燃油序列数据,如图3所示。输入一段时间的数据而非一个时刻的数据,数据包括时间、输油箱油位、供油箱油位、俯仰角、滚转角5个维度,目标为当前剩余油量。

将燃油数据作为时间序列数据处理,即将燃油数据读取为由若干条维度为 $(n,5)$ 组成的时间序列,通过处理这些序列从而获得燃油序列数据与剩余油量之间的对应关系。将单条燃油数据表示为式(4),则包含 $i\sim i+n$ 时刻燃油数据

时间	输油箱油位	供油箱油位	俯仰角	滚转角	剩余油量
100	190.54	229.53	7	4	95.83175
101	190.54	229.53	7	4	95.74487
102	190.25	229.58	7	4	95.65793
103	189.81	229.58	7	4	95.6289
104	189.81	229.58	7	4	95.54189
105	189.5	229.55	7	4	95.51282
106	189.04	229.59	7	4	95.48377
107	189.04	229.59	7	4	95.39727
108	188.61	229.52	10	4	95.31063
109	188.5	229.57	10	4	95.22367

图3 燃油序列数据示例

Fig.3 Example of fuel sequence data

的燃油序列可表示为式(5)。

$$\text{燃油数据}_i = (T_i, H_i, h_i, P_i, R_i) \quad (4)$$

$$\text{燃油序列} = \begin{pmatrix} \text{燃油数据}_i \\ \text{燃油数据}_{i+1} \\ \vdots \\ \text{燃油数据}_{i+n} \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中: T 为时间; H 和 h 分别为输油箱油位高度、供油箱油位高度; P 和 R 分别为俯仰角与滚转角; n 为输入时间窗口大小。

燃油序列数据与其他类型数据的区别在于不同时刻的数据之间存在某种联系,这种联系反映了数据随时间变化的趋势,这使燃油序列数据具有更加丰富的信息。

3 测算方法

将燃油数据按照上文方法处理为若干燃油序列数据后,选择使用贝叶斯优化将循环神经网络与 Transformer 两种方法相结合的方式得出最终结果,实现通过燃油序列数据测算剩余燃油体积的目的。

3.1 循环神经网络

循环神经网络^[9](RNN)主要用于处理序列问题,将燃油序列作为输入,即将有先后时间顺序的燃油数据作为输入,且其在某一时刻的输出可以作为后续输入,这样的结构有助于获取数据在时间维度的依赖关系,但在飞机燃油测量问题上,随着时间跨度的增加,可能会导致梯度消失^[10],这使传统 RNN 无法有较好的表现。

长短期记忆网络^[11](LSTM)与 RNN 原理相同,每个 LSTM 模块收到输入燃油序列数据后计算得出状态等信息,并将信息作为输入交给下一个 LSTM 模块。LSTM 通过对传统的循环神经网络进行改进,使用单元状态解决了长时间依赖问题。同时,引入了“门”机制用于控制单元状

态:遗忘门决定需从上一时刻单元状态中遗忘的信息;输入门决定输入信息保留在单元状态的部分;输出门决定输出部分。

LSTM 对传统 RNN 的改进,使 LSTM 适用于处理如燃油序列数据等具有长时间依赖的时间序列数据。

3.2 Transformer

Transformer^[12]是一种用于序列到序列任务的模型,仅基于注意力机制(attention),由编码器(encoder)与解码器(decoder)构成。

注意力机制模拟人类在快速浏览信息时会排除干扰信息的特点,在输入特征时进行加权处理,集中注意力于重要的特征,忽略非必要特征。其中,计算 attention 的过程见式(6)。在本次油量测量应用中, Q 、 K 、 V 为输入燃油序列数据与不同权重矩阵相乘得到的维度相同的矩阵,均代表不同形式的燃油序列数据。

$$\text{attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (6)$$

Transformer 对于长序列能够允许更多的并行化,是因为其在 attention 机制上使用了多头注意力机制,本质上是将 Q 、 K 和 V 通过不同参数矩阵线性变换映射后计算 attention,重复 h 次并将其拼接起来。在计算过程中,每个“头”之间并不共享权重参数。定义如下

$$Q_i = QW_i^Q \quad (7)$$

$$K_i = KW_i^K \quad (8)$$

$$V_i = VW_i^V \quad (9)$$

$$\text{head}_i = \text{attention}(Q_i, K_i, V_i) \quad (10)$$

$$\text{multiHead}(Q, K, V) = \text{concat}(\text{head}_1, \text{head}_2, \dots, \text{head}_h) \quad (11)$$

图4为 Transformer 结构图,在使用过程中可以使用多个编码层和多个解码层,提高特征获取能力。

3.3 贝叶斯优化

贝叶斯优化在本质上是计算某个函数的极值所对应的参数值,对于有具体目标函数且目标函数是凸函数时,可以通过基于梯度(求导)的优化方法求出全局极值。

在实际问题中,很难获取具体目标函数以及保证其是凸函数,贝叶斯优化(Bayesian Optimization)可以在无法获取目标函数,即目标函数为黑箱函数具体形式的情况下,通过猜测函数形式进而求得极大值所对应的参数。贝叶斯优化包括两个主要组成部分:用于对目标函数进行建模的概率代理模型以及用于确定下一步采样的获取函数^[13]。

其中,概率代理模型主要包括参数模型与非参数模

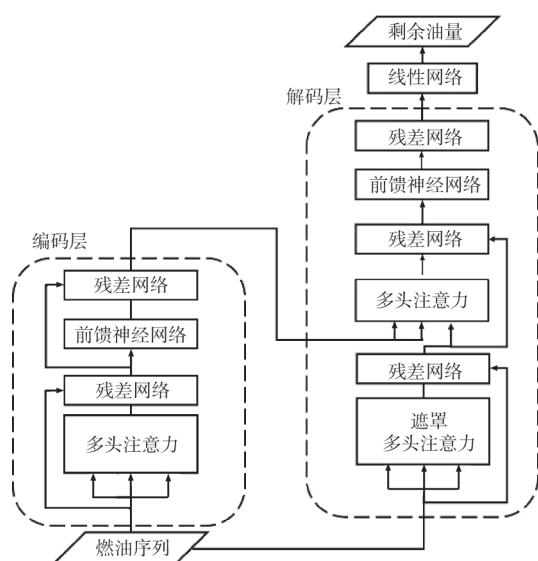


图4 Transformer结构图

Fig.4 Transformer structure diagram

型。常见的参数模型有贝塔-伯努利 (Beta-Bernoulli) 模型与线性模型等。对于参数模型扩展模型的灵活性, 只能通过扩大参数规模使参数模型拥有比数据集更多的参数^[14]; 非参数模型的参数随着数据量的增加而增加, 相比参数模型, 非参数模型更加灵活, 且在贝叶斯优化中不易发生过拟合现象^[15]。

高斯过程 (Gaussian Process) 是一种常用的非参数模型, 已被广泛应用于回归、分类等许多需要推断黑箱函数的问题中^[16], 所以采用高斯过程作为概率代理模型。

将燃油序列分别输入 Transformer 以及 LSTM, 经贝叶斯优化分配权重结合两种方法, 以到达提升精度以及稳定性的目的, 流程如图 5 所示。

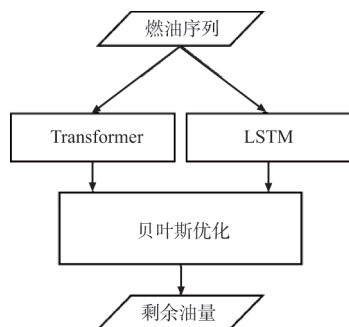


图5 流程图

Fig.5 Flow chart

4 试验及结果分析

燃油序列数据包括时间、输油箱油位、供油箱油位、俯

仰角、滚转角 5 个维度, 对应标签为剩余油量, 时间窗口大小设置为 10, 即利用 10 个时刻的数据组成的序列测算剩余油量。使用一次完整的地面油箱放油过程作为训练集, 另一次完整过程作为测试集。

Transformer 与 LSTM 单独对燃油序列数据进行训练, 损失函数采用 L1Loss 函数即均绝对误差 (MAE), 计算方法如式 (12)。使用测算结果与真实剩余油量计算损失函数值, 图 6 为纵轴训练过程中损失函数值, 横轴为训练迭代循环次数。

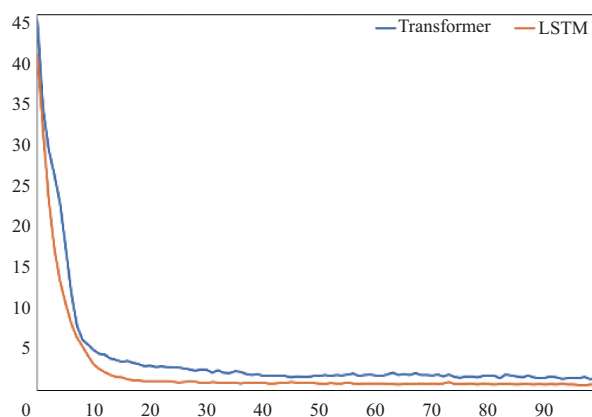


图6 损失函数值

Fig.6 Loss function value

使用测试集分别对 Transformer、LSTM 以及通过贝叶斯优化结合两种模型的方法进行测试。为方便观察, 将测算值进行切片操作并绘制出来三种方法在测试集上测算值的表现如图 7 所示, 其中蓝色柱状图为真实值。

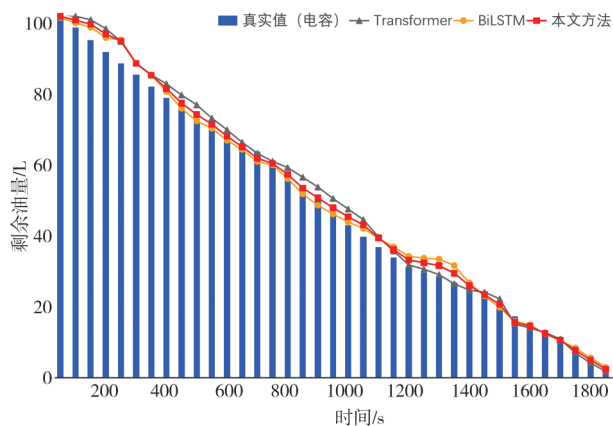


图7 测算值比较

Fig.7 Estimates value comparison

使用纳什效率系数 (NSE)、绝对误差 (MAE)、威尔莫特一致性指数 (WIA) 等作为评价指标, 计算方法如式 (12)~式 (14) 所示。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - P_i| \quad (12)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (13)$$

$$WIA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad (14)$$

式中: O_i 为 i 时刻观测值即真实值; $\bar{O}$ 为真实值的平均数; P_i 为 i 时刻模型测算值。

模型对比效果见表1, 测量误差百分比为绝对误差与油箱满油量的比值。其中, 纳什效率系数(NSE)取值为负无穷至1, 越接近1表示模型可信度越高; 威尔莫特一致性指数(WIA)表示均方误差和潜在误差的比率, 可以检测出测量值方差、均值与真实值方差、均值之间的比例差异, 即模型测算与观测值变化趋势相似程度, 取值0~1, 越接近1代表模型性能越好。

表1中LSTM在威尔莫特一致性指数评价指标上与使用贝叶斯优化结合两种模型的方法相近。而在反映模型拟合程度的纳什效率系数指标上, 本文方法略优于单独使用LSTM或Transformer, 且在绝对误差以及平均百分比误差中, 结合方法明显优于单个模型。

表1 模型效果对比

Table 1 Comparison between different evaluation indicators

模型	NSE	MAE	WIA	测量误差百分比/%
LSTM	0.992	1.980	0.998	1.94
Transformer	0.989	2.347	0.997	2.30
本文方法	0.993	1.814	0.998	1.78

分析得出, 本文方法在反映油量变化趋势方面不逊于单独使用Transformer或LSTM, 在模型拟合程度上优于单个测算模型, 且在测算精度上有明显提升。

5 结束语

本文提出了一种基于时间序列的燃油测量方法, 充分利用了燃油数据各个维度的可用信息, 使用燃油时序数据训练得到模型, 通过贝叶斯优化结合两种方法增强了测量结果的稳定性。

由于燃油序列是包含时间、俯仰角、滚转角、燃油液面高度等的某一时间段的燃油数据的集合, 即输入数据包含更多可用信息。因此, 该方法可以充分利用飞行姿态信息以及历史数据, 从而得到相对稳定的效果, 证明了燃油数据

随时间变化的趋势可以通过基于时序数据的燃油测量方法获取。同时, 证明了将燃油数据作为时序数据的可行性, 进而利用贝叶斯优化将权重系数分配给每个单独的方法, 以平衡单独的方法, 选择最优的权重系数, 组合成最优的方法。相较于单个测算模型, 有效地提高了精度, 并使其具有广泛的适用性, 为飞机燃油测量方法的研究提供了一种新思路。

AST

参考文献

- [1] 王红, 杨占才, 靳小波, 等. 航空机电系统先进诊断与预测技术研究[J]. 航空科学技术, 2020, 31(7): 40-47.
Wang Hong, Yang Zhancai, Jin Xiaobo, et al. Research on advanced diagnosis and prognosis technology of aeronautical electromechanical system[J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(7): 40-47. (in Chinese)
- [2] 张欲晓, 曾显群, 王新杰. 中国民用飞机燃油测量系统现状与发展趋势[J]. 航空制造技术, 2010(13): 38-40.
Zhang Yuxiao, Zeng Xianqun, Wang Xinjie. Current situation and development trend of China civil aircraft fuel oil measuring system[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2010(13): 38-40. (in Chinese)
- [3] 肖凝. 飞机燃油测量技术研究与发展[J]. 航空科学技术, 2003(3): 31-34.
Xiao Ning. Research and development of aircraft fuel measurement technology[J]. Aeronautical Science & Technology, 2003(3): 31-34. (in Chinese)
- [4] 王向杨, 庄达民, 刘建民. 飞机燃油测量方法研究[J]. 飞机设计, 2004(1): 47-51.
Wang Xiangyang, Zhuang Damin, Liu Jianmin. A study of aircraft fuel quantity gauging method[J]. Aircraft Design, 2004(1): 47-51. (in Chinese)
- [5] 杨朋涛, 牛量, 蒋军昌. 基于飞机油箱模型形状特征的油量测量切片步长选择方法研究[J]. 航空学报, 2008(3): 657-663.
Yang Pengtao, Niu Liang, Jiang Junchang. Research of fuel quantity gauging syncopation step-size choosing based on aircraft fuel tank model shape feature[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008(3): 657-663. (in Chinese)
- [6] 常伟, 李建军, 李钊, 等. 基于BP神经网络的飞机燃油量测量改进算法[J]. 无线电工程, 2016, 46(4): 63-66.
Chang Wei, Li Jianjun, Li Zhao, et al. Improved calculation

- method for aircraft fuel quantity gauge based on BP neural network[J]. Radio Engineering, 2016, 46(4): 63-66. (in Chinese)
- [7] 原继东,王志海.时间序列的表示与分类算法综述[J]. 计算机科学,2015,42(3):1-7.
- Yuan Jidong, Wang Zhihai. Review of time series representation and classification techniques[J]. Computer Science, 2015, 42(3): 1-7. (in Chinese)
- [8] 周扬,曾照洋,周岩,等. 航空装备智能保障系统研究[J]. 航空科学技术, 2020, 31(12):68-73.
- Zhou Yang, Zeng Zhaoyang, Zhou Yan, et al. Research on intelligent support system of aviation equipment[J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(12): 68-73. (in Chinese)
- [9] Mikolov T, Karafiát M, Burget L, et al. Recurrent neural network based language model[C]//Interspeech. Makuhari, Chiba, Japan, 2010: 1045-1048.
- [10] 杨丽,吴雨茜,王俊丽,等.循环神经网络研究综述[J]. 计算机应用,2018,38(S2):1-6, 26.
- Yang Li, Wu Yuqian, Wang Junli, et al. Research on recurrent neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(S2): 1-6, 26. (in Chinese)
- [11] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [12] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 5998-6008.
- [13] Frazier P I. A Tutorial on Bayesian optimization[J]. Stat, 2018, 1050: 8.
- [14] 崔佳旭,杨博. 贝叶斯优化方法和应用综述[J]. 软件学报, 2018,29(10):3068-3090.
- Cui Jiaxu, Yang Bo. Survey on Bayesian optimization methodology and applications[J]. Journal of Software, 2018, 29(10): 3068-3090. (in Chinese)
- [15] Ghahramani Z. Probabilistic machine learning and artificial intelligence[J]. Nature, 2015, 521(7553): 452-459.
- [16] Rasmussen C E. Gaussian processes in machine learning[C]//Summer School on Machine Learning. Springer, Berlin, Heidelberg, 2003:63-71.

A Fuel Measurement Method Based on Time Series Data

Guo Yibo¹, Li Shun Yao¹, Chen Yanhua¹, Shang Zhihao¹, Pan Jun², Liu Yi², Zhu Hongyu², Xu Mingliang¹

1. Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

2. Aviation Key Laboratory of Science and Technology on Aero Electromechanical System Integration, AVIC Nanjing Engineering Institute of Aircraft Systems, Nanjing 211106, China

Abstract: In order to meet the requirements of modern aircraft for fuel measurement accuracy and stability, the field of aircraft fuel measurement is explored, and a time series-based aircraft fuel measurement method is proposed, which treats fuel data as multi-dimensional time series data and the data information is fully utilized. Using Transformer and LSTM at the same time to process the data obtained by capacitive sensor into time series data and the two models are merged through Bayesian optimization, reduce the overall error, and enhance the stability and reliability of the measurement. This method has stable performance in different aircraft attitudes, It is proved that the complex mapping relationship between fuel data and aircraft fuel quantity can be obtained by the fuel measurement method based on time series data.

Key Words: fuel quantity measurement; Transformer; LSTM; time series data; Bayesian optimization

Received: 2021-11-11; **Revised:** 2022-01-18; **Accepted:** 2022-03-17

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61602421); Aeronautical Science Foundation of China(201828X4001)