

http://bhxb.buaa.edu.cn jbuua@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0555

飞机燃油系统全飞行剖面热边界模拟与温度预测

王瑞卿¹, 李栋², 李运华^{2,*}, 王曦³

(1. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100083;

2. 北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100083; 3. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100083)

摘 要: 通过仿真实验和机器学习,对影响飞机燃油系统温度的主要因素进行了研究,并对燃油系统温度进行了预测。对飞机燃油系统的基本结构布局进行了描述。利用 Simulink 仿真平台建立了燃油系统热动态仿真,该模型可以模拟出全飞行剖面下燃油回路各个节点的温度,通过改变不同的条件得到影响燃油系统各个节点温度的主要影响因素,并通过机器学习模型对燃油系统的温度进行预测。研究成果可以估计和感知燃油系统的工作温度及飞机液压、滑油等系统的工作温度,为进一步进行燃油液压系统的热边界感知和机载液压与机电系统热载荷吸收控制打下基础。

关键词: 燃油系统; 热边界模拟; 仿真建模; 温度预测; 机器学习

中图分类号: V245.3; TK39

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2022)03-0369-07

随着中国机载电子与机电技术不断提升,机载热负荷也持续上升,进而导致对于机载制冷系统的要求也逐渐增大。然而,传统的冲压空气作为热沉介质的 ACS (air cycle system) 会影响飞机的动力性能及飞行性能,因此难以满足过高的热负荷吸收及散热问题需求。研究新的飞机热沉及控温措施已显得非常迫切。

近年来,随着发动机性能的提高和发动机传动及机载系统不断增加的热负荷,利用燃油作为热沉已成为现代飞机设计的一个共识,燃油热沉将大为提高环境控制系统的性能^[1]。然而,由于燃油温度受到飞行状态、燃油供油路换热器变化的热负荷和燃油供油流量等诸多因素影响,加之燃油控温与发动机燃油供给和飞机热沉存在交联,控制困难。因此,燃油系统热管理与温度控制还存在着很多问题。对此,国内外专家对燃油系

统热管理方面开展了很多研究工作。Morris^[1]、Bodie^[2]、German^[3]、Kim^[4]等针对不同型号飞行器的综合热管理系统进行了研究,提出了稳态和非稳态仿真计算方法。Olcucuoglu^[5]和 Doman^[6]等对飞机的不同部位进行仿真模拟。Pinheiro 和 Sandoval Coés^[7]对单发动机的燃油系统进行了建模仿真分析。胡晓辰^[8]采用 MATLAB 对燃油系统部件进行仿真。Rheume 和 Lents^[9]利用 MATLAB 进行仿真分析,提出了热管理控制方案。从现有研究来看,主要是利用仿真模型对燃油系统进行综合热管理研究。

机器学习建模预测是近年来受到重视的技术,其从系统大量历史数据中挖掘出隐含的规律来对系统输出进行预测^[10]。Alyanak^[11]、Mangortey^[12]等在燃油系统中运用了机器学习等算法,利用机器学习建模预测对燃油系统的温度预测具

收稿日期: 2020-09-27; 录用日期: 2020-11-20; 网络出版时间: 2020-12-09 13:11

网络出版地址: kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20201208.1047.002.html

基金项目: 国家科技重大专项 (2017-V-0015-0067)

* 通信作者。E-mail: yhli@buaa.edu.cn

引用格式: 王瑞卿, 李栋, 李运华, 等. 飞机燃油系统全飞行剖面热边界模拟与温度预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(3): 369-375. WANG R Q, LI D, LI Y H, et al. Thermal boundary simulation and temperature prediction for aircraft fuel system with full flight profile [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(3): 369-375 (in Chinese).

有重要意义。

本文主要研究全飞行剖面下燃油系统温度的建模和基于机器学习模型对燃油系统温度的预测方法。全飞行剖面是一次完整飞行任务的所有飞行阶段的飞行状态变量变化历程图。首先,用理论计算的方法对燃油箱表面温度进行计算。然后,参考某型号战斗机的燃油分布和燃油系统结构^[13],对关键部件进行数学建模和参数计算^[14],利用 Simulink 仿真软件建立仿真模型,对燃油系统各个节点的燃油温度进行仿真模拟,再进一步建立机器学习模型对燃油系统温度进行预测。通过仿真和预测可以估算和预测燃油计量控制系统的燃油工作温度,为燃油液压系统的热边界感知和机载液压与机电系统热载荷吸收控制打下基础,同时防止燃油结焦和喷口堵塞。

1 燃油系统模型

燃油系统的温度受到外界环境的影响,在全

飞行剖面下不断变化,需要对燃油系统内部的工作机理进行建模分析。

1.1 基本假设

- 1) 飞机有均匀的温度场和速度场。
- 2) 燃油系统内结构可用一集中质量代替,其温度只受各热源影响且是均匀的。
- 3) 同一截面下燃油的温度相同。

1.2 燃油系统工作原理

图1为燃油系统的通用原理图,本文根据原理图进行具体燃油系统模型的搭建。图1中:LP为低压泵,HP为高压泵,ESU为电液伺服单元。

燃油系统的工作原理为:燃油箱内的航空燃油通过低压泵进入燃油管路中,通过燃-液换热器吸热并升温,其中大部分通过高压泵流入发动机来为飞行提供能源。多余的燃油通过燃-空换热器进行散热后回到燃油箱。同时,燃油箱受到的主要热负荷为飞机蒙皮向燃油箱传热,该热负荷直接导致燃油箱内燃油温度上升。

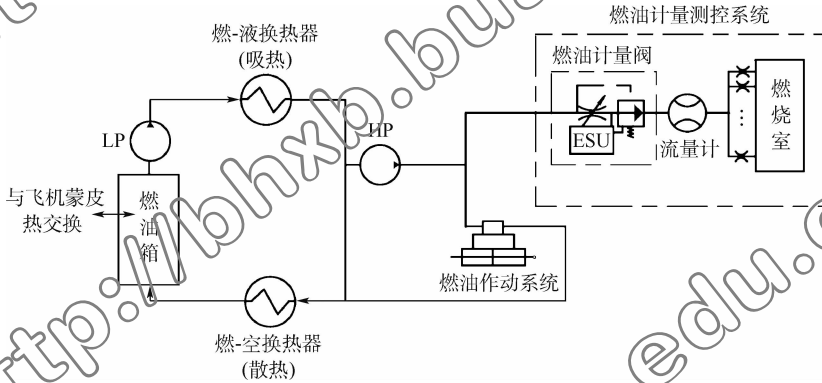


图1 燃油系统工作原理

Fig. 1 Operation principle of fuel system

1.3 飞机全飞行剖面

图2为根据某型号飞机飞行训练^[15]建立的全飞行剖面的飞机飞行高度和飞行速度与时间之间的关系,在不同的任务剖面,对应的热负荷和燃油箱的散热条件也不同。

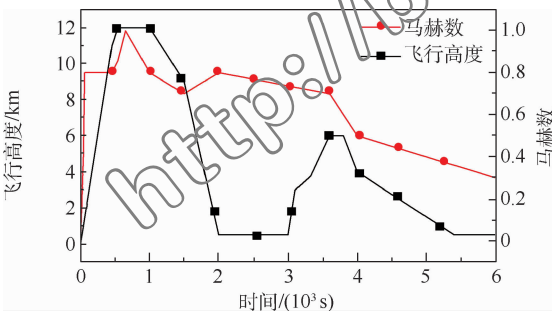


图2 全飞行剖面飞机飞行高度和马赫数随时间变化

Fig. 2 Flight altitude and Mach number changing with time for full flight profile aircraft

1.4 燃油系统数学建模

1.4.1 燃油箱表面温度和热流量计算

首先计算飞机蒙皮表面空气层的阻滞温度:

$$T_{nc} = T_H C \left(1 + \frac{k-1}{2} Ma^2 \right) \tag{1}$$

式中: k 为绝热指数; Ma 为马赫数; T_H 为静温; C 为附面层影响系数。

根据是否浸油将燃油箱分为浸油表面和非浸油表面,采用对流换热和辐射传热理论分别建立热平衡方程。对于浸油表面,其热平衡方程为

$$C_H A_{jin} (T_{nc} - T_{w1}) = 4.96 \varepsilon_w A_{jin} \left[\left(\frac{T_{w1}}{100} \right)^4 - \left(\frac{T_H}{100} \right)^4 \right] + \frac{T_{w1} - T_T}{R_{w1} + \frac{1}{A_{jin} C_{jin}}} \tag{2}$$

式中: C_H 为空气蒙皮对流换热系数; T_{w1} 为浸油表面燃油箱温度; ε_w 为辐射传热系数; T_T 为燃油温

度; R_{W1} 为浸油表面燃油箱热阻; C_{jin} 为浸油表面换热系数; A_{jin} 为浸油表面燃油箱面积。

对于非浸油表面,其热平衡方程为

$$C_H A_{fei} (T_{nc} - T_{W2}) = \frac{T_{W2} - T_T}{R_{W2} + \frac{1}{A_{fei} C_{fei}} + \frac{1}{A_{sur} C_{sur}}} + 4.96 \varepsilon_W A_{fei} \left[\left(\frac{T_{W2}}{100} \right)^4 - \left(\frac{T_H}{100} \right)^4 \right] \quad (3)$$

式中: A_{fei} 为非浸油表面面积; C_{fei} 为非浸油表面换热系数; R_{W2} 为非浸油表面燃油箱热阻; A_{sur} 为燃油液面面积; C_{sur} 为燃油液面换热系数; T_{W2} 为非浸油表面燃油箱温度。

则浸油表面和非浸油表面向燃油传热的热流量分别为

$$q_{jin} = \frac{T_{W1} - T_T}{R_{W1} + \frac{1}{A_{jin} C_{jin}}} \quad (4)$$

$$q_{fei} = \frac{T_{W2} - T_T}{R_{W2} + \frac{1}{A_{fei} C_{fei}} + \frac{1}{A_{sur} C_{sur}}} \quad (5)$$

1.4.2 燃油箱温度计算

燃油箱的温度主要受蒙皮传热、进入燃油箱热流率和流出燃油箱热流率的影响,其支配方程为

$$q_{jin} + q_{fei} + P_{in} - P_{out} = c_v T_T \frac{dm}{dt} + c_v m \frac{dT_T}{dt} \quad (6)$$

式中:进油燃油的热功率 $P_{in} = c_v \dot{m}_{in} T_{in}$; 排油燃油的热功率 $P_{out} = c_v \dot{m}_{out} T_{out}$; \dot{m}_{out} 和 \dot{m}_{in} 分别为排油和进油质量流量; c_v 为燃油比热容; T_{out} 和 T_{in} 分别为燃油箱排油口和进油口的温度; m 为燃油箱内燃油质量,质量随时间变化,可以表示为

$$\frac{dm}{dt} = \dot{m}_{in} - \dot{m}_{out} \quad (7)$$

1.4.3 射流泵温度计算

燃油箱之间通过射流泵进行燃油传输,射流

泵的压力比为

$$h = \frac{P_{30} - P_{20}}{P_{10} - P_{20}} \quad (8)$$

式中: P_{10} 、 P_{20} 、 P_{30} 分别为喷嘴入口、射流泵吸入口、射流泵出口处压力。

射流泵的流量比为

$$q = \frac{Q_{20}}{Q_{10}} \quad (9)$$

式中: Q_{20} 为射流泵吸入口的流量; Q_{10} 为喷嘴入口流量。

则射流泵的效率为

$$\eta = \frac{qh}{1-h} \quad (10)$$

1.4.4 换热器温度计算

本文采用套管式散热器利用传热单元数 (η -NTU) 法建立数学模型,通过德雷克近似关系计算换热器效率来计算换热器温度:

$$NTU = \frac{W_{HX}}{W_{hydraulic}} \quad (11)$$

$$C^* = \frac{W_{hydraulic}}{W_{fuel}} \leq 1 \quad (12)$$

$$\eta = 1 - \exp\left\{ \frac{NTU^{0.22}}{C^*} - [\exp(-C^* \cdot NTU^{0.78}) - 1] \right\} \quad (13)$$

式中: W_{HX} 表示换热器的平均温差为 1°C 时传递的热量; W_{fuel} 为换热器中燃油热容量; $W_{hydraulic}$ 为换热器中液压油热容量; C^* 为热容比。

1.5 仿真计算

1.5.1 燃油系统温度计算

利用 MATLAB/Simulink 对某型号飞机^[15] 的燃油系统进行仿真建模,具体模型如图 3 所示。同时对该飞机某次飞行的全飞行剖面的燃油系统温度进行仿真,仿真结果如图 4 所示。

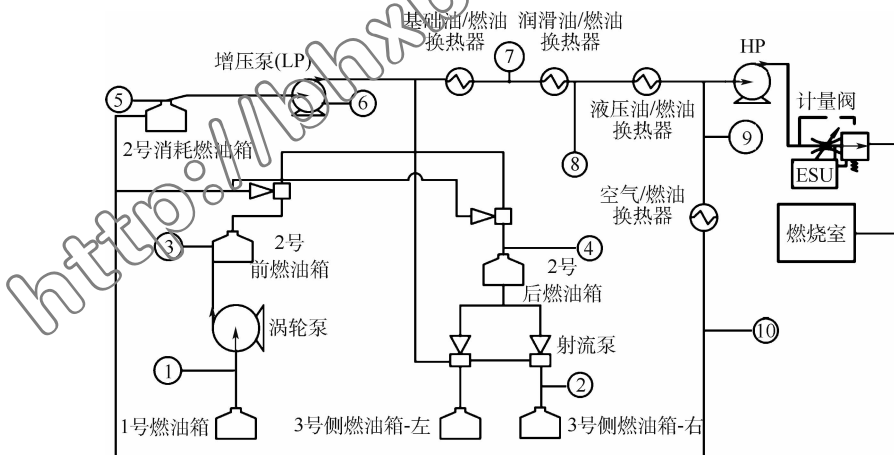


图 3 Simulink 仿真模型示意图

Fig. 3 Schematic diagram of Simulink simulation model

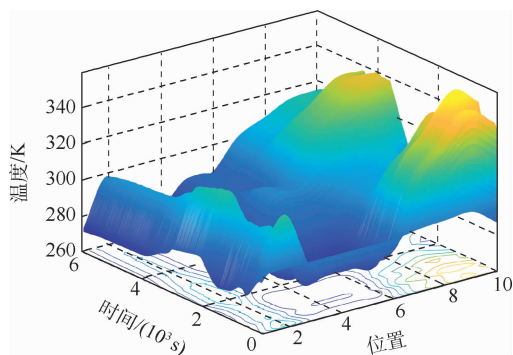


图4 燃油系统各节点温度

Fig. 4 Temperature at each node of fuel system

从图4可以看出,2号位置温度较高,原因是:其所处3号侧燃油箱位于机翼,热阻相比其他位于机身的燃油箱较小,燃油箱内的油温受环境影响更加明显,燃油箱内燃油温度较高。由于换热器传递给了燃油大量的热负荷,7号、8号、9号位置较之前的位置温度大幅度升高,最终高压泵入口的燃油温度在350 K左右,低于结焦温度,满足设计要求。

1.5.2 燃油流量对燃油系统影响分析

由于增压泵直接调节燃油从2号燃油箱消耗舱输入燃油系统流量的大小,改变增压泵的转速就可以控制燃油流量进而控制燃油系统温度。图5为不同增压泵转速下燃油系统内最高温度

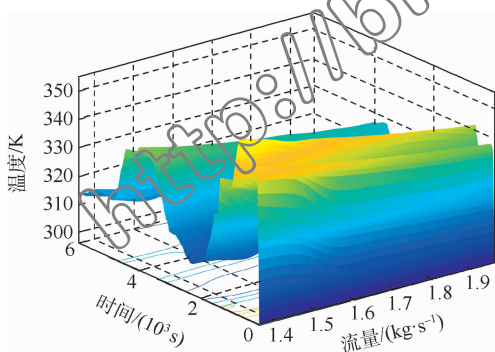


图5 燃油系统温度随燃油系统流量变化

Fig. 5 Fuel system temperature changing with fuel system flow

(末级换热器出口温度)的变化关系,表明增压泵转速越大,燃油系统流量越大,燃油系统的最高温度越低。改变增压泵转速是控制燃油系统温度最直接有效的方法。

2 机器学习模型

2.1 机器学习目的和意义

神经网络和机器学习也是燃油系统温度建模和预测的重要方法。机器学习在模型的建立过程中充分考虑了数据集的分布特征,将对燃油系统温度产生影响的影响因素进行总结分类,将影响因素作为温度预测的输入。同时,由于燃油系统温度的变化是一个累积的过程,若将温度变化视为一个时间序列,前一时刻的燃油系统状态会影响后一时刻的燃油系统状态。通过机器学习建立预测模型,可以预测不同飞行剖面预测出燃油系统内的温度变化。具体实施过程为:基于某次已知的飞行过程进行仿真模型的建立,并通过仿真模型得到的数据对燃油系统进行温度预测。

2.2 机器学习算法机理

LSTM(long short-term memory)是递归神经网络(RNN)的一种改进算法,采用“忘记”控制,避免了梯度弥散或者梯度爆炸,保证预测的准确性。

本文中燃油系统的温度有一个时间累积的过程,具有显著的时间序列的特征,采用LSTM算法可以保证其预测结果的准确性。LSTM的记忆单元如图6所示。

每一个LSTM单元均有一个细胞元组,该元组具有记忆功能。在时刻 t 时输入记为 X_t ,细胞的状态记为 C_t ,输出记为 h_t , σ 和 \tanh 均为激励函数。LSTM单元通过输入门、遗忘门和输出门来接收当前状态输入量 X_t 和上一时刻的输出量 h_{t-1} ,同时LSTM单元的细胞状态 C_t 通过遗忘门和输入门的叠加由上一时刻的 C_{t-1} 更新为此时刻

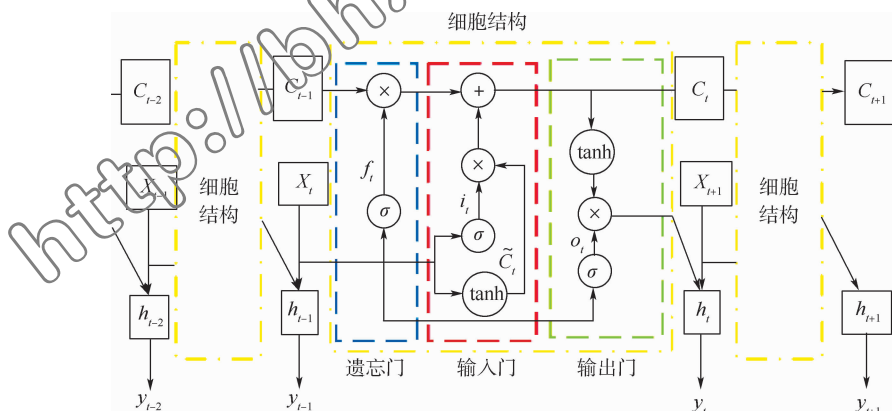


图6 LSTM架构

Fig. 6 LSTM architecture

C_t 。最终,细胞状态 C_t 通过非线性函数和输出门的动态控制叠加成 t 时刻的输出量 h_t 。各门的输出如下。

输入门:

$$i_t = \sigma(\mathbf{W}_i[h_{t-1}, X_t] + \mathbf{b}_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_c[h_{t-1}, X_t] + \mathbf{b}_c)$$

遗忘门:

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_f[h_{t-1}, X_t] + \mathbf{b}_f)$$

输出门:

$$o_t = \sigma(\mathbf{W}_o[h_{t-1}, X_t] + \mathbf{b}_o)$$

长记忆:

$$C_t = f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tilde{C}_t$$

短记忆(输出):

$$y_t = h_t = o_t \tanh(C_t)$$

式中: \mathbf{W}_i 和 \mathbf{b}_i 分别为输入门的权值矩阵和阈值向量; \mathbf{W}_c 和 \mathbf{b}_c 分别为输入门双曲正切激活函数部分的权值矩阵和阈值向量; \mathbf{W}_f 和 \mathbf{b}_f 分别为遗忘门的权值矩阵和阈值向量; \mathbf{W}_o 和 \mathbf{b}_o 分别为输出门的权值矩阵和阈值向量。

2.3 燃油系统结果分析

实验数据来源为某型号飞机飞行训练数据结合仿真实验数据进行预测。训练数据包含了整个飞行过程(6 000 s)295 个采样点的全飞行剖面的环境量、飞行过程中燃油系统的状态、燃油系统各节点的温度,预测目标为燃油系统内的最高温度,预测评价采用相对均方误差。

2.3.1 输入贡献度分析

首先,通过人工经验选择全飞行剖面的环境量(飞行高度和马赫数)、飞行过程中燃油系统的状态和燃油系统各节点的温度。其中,燃油系统的状态包括燃油箱内燃油的质量、供油箱燃油流量、增压泵功率和换热器功率;燃油系统各节点的温度包括燃油箱内主要部位的前 3 个数据点的历史温度等作为 LSTM 的输入变量,如表 1 所示。LSTM 算法的特征贡献度如图 7 所示。

表 1 输入变量属性及编号

Table 1 Input variables attributes and numbers

特征范畴	特征属性	编号
环境信息	飞行高度	1
	飞行速度	2
飞行状态	燃油箱内燃油质量	3~7
	燃油系统流量	8,9
	增压泵功率	10
	换热器功率	11
	供油箱历史温度	12~14
历史温度	增压泵历史温度	15~17
	末级换热器(9号位置)历史温度	18~20

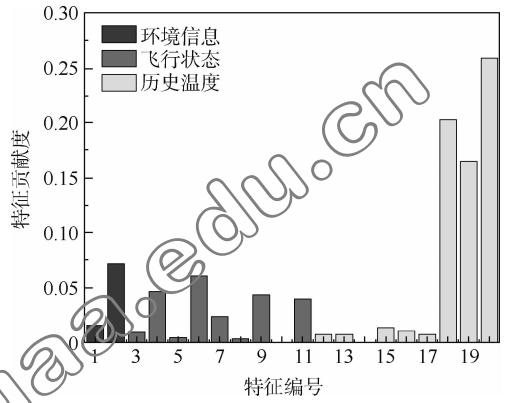


图 7 LSTM 模型特征贡献度分析

Fig. 7 Analysis of feature contribution degree of LSTM model

从图 7 可以看出,历史温度数据对预测目标影响很大,且越临近预测目标,历史温度信息所占的特征贡献度越高,预测目标前一个时间节点的历史温度信息所占的特征贡献度最高。同时环境信息对燃油系统的历史最高温度和飞行状态信息虽然贡献度较小,但对最终的预测结果产生了影响。

2.3.2 不同输入占比预测

通过对输入量因素进行量化分析,筛选出影响因素较大的输入量进行预测,其预测结果如图 8 所示。可以明显看出,对数据进行筛选会对结果产生一定影响,LSTM 算法在对取 100% 相关度更高的数据进行分析时预测效果最好。

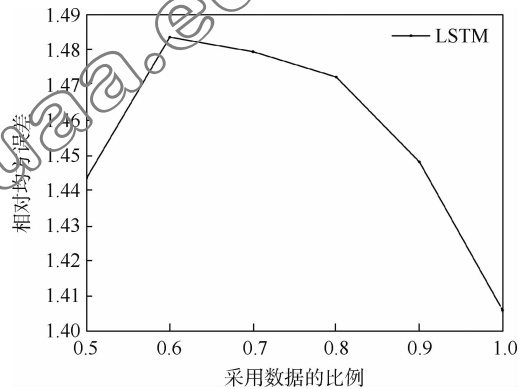
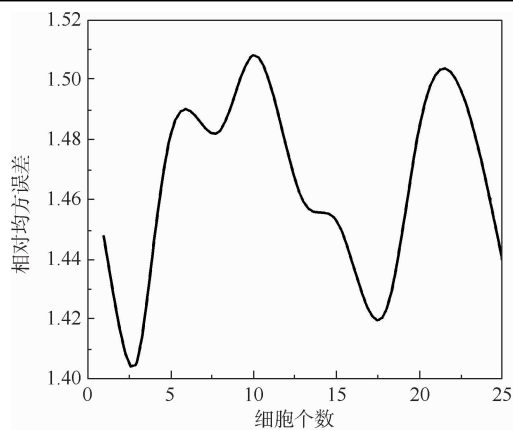


图 8 不同数据预测效果

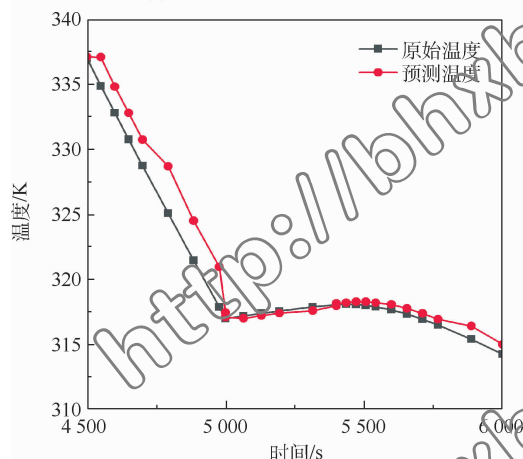
Fig. 8 Different data prediction effects

2.3.3 LSTM 预测结果分析

LSTM 不同细胞个数训练效果如图 9(a) 所示,通过对比可以发现,当采用 3 个细胞单元在隐藏层时预测效果最好。预测结果如图 9(b) 所示,其相对均方误差值为 1.365 8,表明所建立的 LSTM 模型能更准确预测出燃油系统的最高温度。



(a) 不同细胞个数对预测结果影响



(b) 预测

图9 LSTM模型细胞个数对预测效果影响

Fig.9 Effect of the number of cells in LSTM model and its prediction result

3 结论

基于机理分析建立了燃油系统的数学模型,通过 Simulink 仿真分析燃油系统热负荷,利用机器学习模型进行了温度预测,主要结论如下:

1) 通过 Simulink 仿真软件,分析了燃油流量对燃油温度的影响。结果表明,增大燃油系统的流量可以明显降低燃油系统最高温度,这说明采用电动低压燃油泵并调节其转速可以控制燃油温度。

2) 利用 LSTM 模型可以对全飞行剖面下的燃油系统温度进行预测,通过对输入数据集进行相关度筛选分类,并选择最优的预测模型结构,可以有效提高预测精度。

参考文献 (References)

[1] MORRIS R, MILLER J, LIMAYE S. Fuel deoxygenation and aircraft thermal management [C] // 4th International Energy Conversion Engineering Conference and Exhibit (IECEC), 2006.

[2] BODIE M, RUSSELL G, MCCARTHY K, et al. Thermal analysis of an integrated aircraft model: AIAA 2010-288 [R]. Reston: AIAA, 2010.

[3] GERMAN B J, DASKILEWICZ M J, DOTY J H. Using interactive visualizations to assess aircraft thermal management system modeling approaches: AIAA 2011-7060 [R]. Reston: AIAA, 2011.

[4] KIM J, KWON K, ROY S, et al. Megawatt-class turboelectric distributed propulsion, power, and thermal systems for aircraft [C] // 2018 AIAA Aerospace Sciences Meeting. Reston: AIAA, 2018.

[5] OLCUCUOGLU B, SARACOGLU B H. A preliminary heat transfer analysis of pulse detonation engines [J]. Transportation Research Procedia, 2018, 29: 279-288.

[6] HUANG G P, DOMAN D B, DESIMIO M R, et al. Dimensional analysis, modeling, and experimental validation of an aircraft fuel thermal management system [J]. Journal of Thermophysics and Heat Transfer, 2019, 33(4): 1-11.

[7] PINHEIRO N, SANBOVAL GÓES L. Modeling and simulation of a single engine aircraft fuel system [C] // 15th Scandinavian International Conference on Fluid Power, 2017: 45-50.

[8] 明晓辰. 基于 MATLAB 仿真平台的动力与热管理系统建模及性能分析 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017: 20-25.

HU X C. Modeling and performance analysis of power thermal management system based on MATLAB simulation platform [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017: 20-25 (in Chinese).

[9] RHEAUME J, LENTS C E. Design and simulation of a commercial hybrid electric aircraft thermal management system [C] // 2018 AIAA/IEEE Electric Aircraft Technologies Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2018.

[10] PENG H, BAI X L. Artificial neural network-based machine learning approach to improve orbit prediction accuracy [C] // Space Flight Mechanics Meeting, 2018.

[11] ALYANAKE E J, ALLISON D L. Fuel thermal management system consideration in conceptual design sizing [C] // 57th AIAA/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference. Reston: AIAA, 2016.

[12] MANGORTEY E, GILLERON J, DARD G, et al. Development of a data fusion framework to support the analysis of aviation big data [C] // AIAA Scitech 2019 Forum. Reston: AIAA, 2019.

[13] 曹连华, 庄达民, 宁纯利, 等. 战斗机燃油系统流体网络的数值计算 [J]. 飞机设计, 2002(4): 37-41.

CAO L H, ZHUANG D M, NING C L, et al. Numerical calculation of fluid network system of fighter [J]. Aircraft Design, 2002(4): 37-41 (in Chinese).

[14] DOMAN D B. Fuel flow control for extending aircraft thermal endurance. Part I: Underlying principles [C] // AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. Reston: AIAA, 2015.

[15] ROBERTS R, EASTBOURN S, MASER A. Generic aircraft thermal tip-to-tail modeling and simulation [C] // AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit, 2011.

Thermal boundary simulation and temperature prediction for aircraft fuel system with full flight profile

WANG Ruiqing¹, LI Dong², LI Yunhua^{2,*}, WANG Xi³

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China;

2. School of Aeronautic Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China;

3. School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract: Through simulation experiments and machine learning, this paper studies the main factors that affect the temperature in aircraft fuel systems and predicts the temperature of the fuel system. The basic structure and layout of aircraft fuel system were determined. A simulation model was established using the Simulink simulation platform to simulate the temperature of each node of the fuel circuit with full flight profile, and the main factors affecting the temperature of each node of the fuel system were obtained by changing different conditions. The temperature of the fuel system was predicted through a machine learning model. This research can estimate and perceive the operating temperature of fuel system, aircraft hydraulic system and lubricating oil system, which lays a foundation for further sensing the thermal boundary of fuel hydraulic system and controlling the thermal load absorption of airborne hydraulic and electromechanical systems.

Keywords: fuel system; thermal boundary simulation; simulation modeling; temperature prediction; machine learning