

基于数字孪生航空发动机的数学建模综述

袁锦程¹, 刘毅², 卢庚福¹, 吴彩彬¹

¹南昌航空大学飞行器工程学院, 江西 南昌

²北京化工大学信息科学与技术学院, 北京

收稿日期: 2023年5月22日; 录用日期: 2023年6月23日; 发布日期: 2023年6月29日

摘要

在航空工业中, 航空发动机可以说是飞机中最为重要的一部分, 承担着产生推力、提供电力和气源等重要任务。因此, 对于发动机的性能表现和工况分析十分关键, 而数学建模技术是一种有效的分析工具, 具有十分广泛的应用前景。航空发动机模型是航空工业中不可或缺的工具, 通过该模型可以进行发动机设计、性能优化和工况仿真分析等, 对于提高发动机性能和降低运营成本具有十分重要的作用。本文将以航空发动机为研究对象, 探讨建立数学模型进行发动机性能、燃油消耗和排放等方面的分析和优化, 并对其运用的算法进行归纳整理。

关键词

数字孪生发动机, 航空发动机数学模型, 性能模型, 燃油消耗模型, 排放模型

Overview of Mathematical Modeling Based on Digital Twin Aviation Engines

Jincheng Yuan¹, Yi Liu², Gengfu Lu¹, Caibin Wu¹

¹Aircraft Engineering Institute of Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi

²College of Information Science and Technology of Beijing University of Chemical Technology, Beijing

Received: May 22nd, 2023; accepted: Jun. 23rd, 2023; published: Jun. 29th, 2023

Abstract

In the aviation industry, aircraft engines can be said to be the most important part of the airplane, responsible for generating thrust, providing power and air supply, and other important tasks. Therefore, the performance and operating condition analysis of the engine are crucial, and mathematical modeling is an effective analytical tool with a wide range of applications. The engine model is an indispensable tool in the aviation industry. Through this model, engine design, performance opti-

mization, and simulation analysis of operating conditions can be performed, which plays a significant role in improving engine performance and reducing operational costs. This article will focus on aircraft engines as the research object, exploring the establishment of mathematical models to analyze and optimize engine performance, fuel consumption, and emissions. We will also summarize and organize the algorithms used in the process.

Keywords

Digital Twin Engine, Mathematical Model of Aircraft Engine, Performance Model, Fuel Consumption Model, Emission Model

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

数字孪生航空发动机是通过将航空发动机的数字孪生模型与实际发动机的数据相结合[1], 进行性能预测、状态监测以及故障诊断等分析。具体而言, 数字孪生航空发动机可以实现以下功能:

性能预测: 通过数字孪生模型, 可以对发动机在不同工况下的性能参数进行预测, 如推力、油耗等。这可以帮助设计师更好地了解发动机性能特点, 优化设计方案。

状态监测: 数字孪生航空发动机可以采集实际发动机的实时运行数据, 并与数字孪生模型进行比对和分析, 实现发动机状态的监测和评估。这有助于预测发动机的维修周期、提高运行效率等。

故障诊断: 通过数字孪生模型, 可以模拟发动机的故障情况, 并进行诊断和排查。这可以帮助维修人员准确定位故障原因, 提高故障排除效率, 数字孪生航空发动机的各功能及其组成见图 1。



Figure 1. Steps of digital twin aviation engines

图 1. 数字孪生航空发动机步骤

数字孪生航空发动机技术的应用，可以提高发动机的安全性、可靠性和经济性。通过模拟和仿真分析，可以更好地了解发动机的运行状态，及时进行维护和保养，提高发动机的使用寿命和性能，航空孪生航空发动机工艺各孪生模块见图 2。

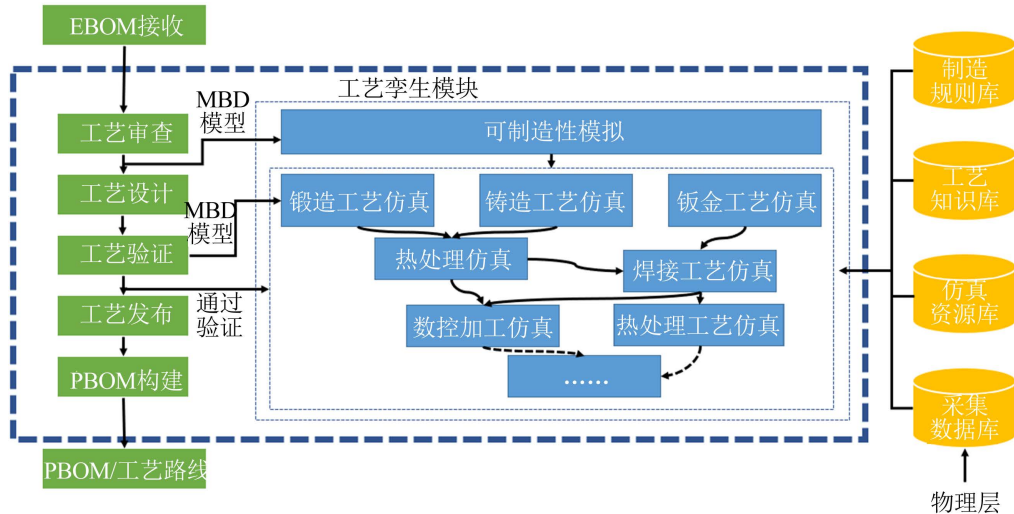


Figure 2. Aviation twin aerospace engine manufacturing process twin module
图 2. 航空孪生航空发动机工艺孪生模块

2. 航空发动机性能模型

航空发动机的性能模型是用来预测发动机在不同工作状态下的性能指标，如推力、比油耗等。该模型可以帮助工程师和设计师更好地了解发动机的性能特点，从而进行优化设计和工况分析。

一般来说，航空发动机性能模型包括基础模型和高级模型两个部分。基础模型考虑较少的参数，适用于粗略计算或初步设计阶段；而高级模型则考虑更多的参数，并采用更复杂的计算方法，适用于详细设计和性能仿真分析阶段。

在基础模型中，最常用的模型是实验法，即基于实验数据建立模型，通过回归分析等统计方法得到性能指标与工况参数之间的关系。根据不同的工况参数，可以建立不同的回归模型，如静态推力模型、巡航油耗率模型等。

在高级模型中，常用的方法包括计算流体力学(CFD)、有限元分析(FEA)等。这些方法基于物理学和力学原理，将工况参数、燃油热力学特性等因素融合到模型中，从而得到更精确的性能预测。

总之，航空发动机性能模型是航空工业中不可或缺的工具，通过该模型可以进行发动机设计、性能优化和工况仿真分析等，对于提高发动机性能和降低运营成本具有十分重要的作用。

航空发动机的性能主要包括推力、燃油消耗率、比油耗等指标，这些参数具有相互耦合的特征。因此，我们需要建立一个综合考虑各种影响因素的性能模型来进行分析。

在性能模型的建立中，结合气流在内部的分布、速度、压力等参数变化的影响、利用力学方法分析离心力、轴向力、弯曲力等作用在转子部件上的载荷，结合计算流体力学的方法，考虑各种流场分析、动力学计算和燃油热力学特性等因素，建立发动机推力与燃油消耗率之间的关系。

在对航空发动机的性能仿真问题上，S. Kiakojoori 和 K. Khorasani 利用计算智能方法解决了飞机燃气涡轮发动机的健康监测和预测问题。为此，开发和设计了两种不同的动态神经网络，即具有外生输入的非线性自回归神经网络和 Elman 神经网络。所提出的动态神经网络旨在捕获燃气涡轮发动机中两种主要

退化的动力学,即压缩机结垢和涡轮侵蚀。然后根据涡轮输出温度(TT)预测发动机的健康状态和状况,具体取决于这些恶化的发生。考虑了分别和组合的结垢和侵蚀的各种情况。对于每个场景,训练几个神经网络,并评估它们在预测前方多次飞行 TT 方面的性能。最后,利用归一化贝叶斯信息准则模型选择,选择最适合实现最佳预测的神经网络,从而达到对航空发动机性能变化的预测[2]。南京航空航天大学民航学院的孙绍辉,王华伟等认为航空发动机的可靠性评估和预测,应当是基于大量监测数据及少量故障数据基础上的,他们通过将监测到的多性能参数退化信息通过信息融合模型,对航空发动机进行可靠性预测,可以实现对航空发动机机队健康状态的准确判断,为有效地预防和排除故障提供了充分时间和决策依据,进而能够提高管理效率和降低维修成本[3]。XGBoost (extreme gradient boosting)算法是在 GBRT (gradient boosting regression tree)的基础上对 boosting 算法的一种改进。Chen 等详细说明了 XGBoost 算法的原理,并证明了 XGBoost 计算速度优于传统的 GBRT 算法[4]。除此之外,很多学者将 XGBoost 与传统的 SVM、ANN 等方法进行比较,结果表明 XGBoost 预测准确性更高,在相对较少的调参时间下就可以得到较高预测准确率[5]。

2.1. XGBoost 算法

XGBoost 的亮点之一是定义一种分裂准则,使每次最优分割点的分裂都能比没有分裂时损失减少最大[6]。这也是 XGBoost 高效的原因之一。因此,找到了一种方法:定义分裂前的结构分减去分裂后的结构分作为分割点的增益,然后找到增益最大的分割点作为该次分裂的最优分割点。结构分的意义:当已知树的结构时的损失函数的最小值。在已知 g_i 、 h_i 的条件下,结构分就可以求解。

结构分的意义:当已知树的结构时的损失函数的最小值。XGBoost 的增益定义就是分裂前的结构分减去分裂后的结构分,选择增益最大的分割点作为最优分割点,其意义为使分裂后模型损失比分裂前损失减小最大的那个分割点。这样的增益定义方法拟合的该轮残差树效果很优。

损失函数表达

第 k 轮迭代时模型表达式:

$$f^{(k)}(x_i) = f^{(k-1)}(x_i) + h^{(k)}(x_i) \quad (1)$$

其中,表示第 k 轮拟合的残差树。

第 k 轮时模型的损失函数为:

$$L^{(k)} = \sum_{i=1}^n L(y_i - f^{(k)}(x_i)) + \Omega(h^k(x_i)) \quad (2)$$

其中, $\Omega(h^k(x_i))$ 表示第 k 轮的正则化项,这是 XGBoost 与 GBDT 的其中一个区别。

$$\Omega(h^{(k)}(x_i)) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \times \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad (3)$$

由公式可知,在每轮迭代之前,每个样本的一、二阶残差已经可以确定。注意 g_i 和 h_i 是在每轮迭代之前就已经可知确定的了。

综上所述,该公式中损失函数的泰勒二阶展开表达式为:

$$L^{(k)} = \sum_{i=1}^n \left(L(y_i - f^{(k-1)}(x_i)) + g_i \times h^{(k)}(x_i) + \frac{1}{2} h_i \times (h^{(k)}(x_i))^2 \right) + \Omega(h^{(k)}(x_i)) \quad (4)$$

其中:

$$L(y_i - f^{(k-1)}(x_i)) \quad (5)$$

为常数项，不影响最优解的求取，所以损失函数的二阶泰勒展开可以简化为：

$$L^{(k)} = \sum_{i=1}^n \left(g_i \times h^{(k)}(x_i) + \frac{1}{2} h_i \times (h^{(k)}(x_i))^2 \right) + \Omega(h^{(k)}(x_i)) \tag{6}$$

流程图见图 3：

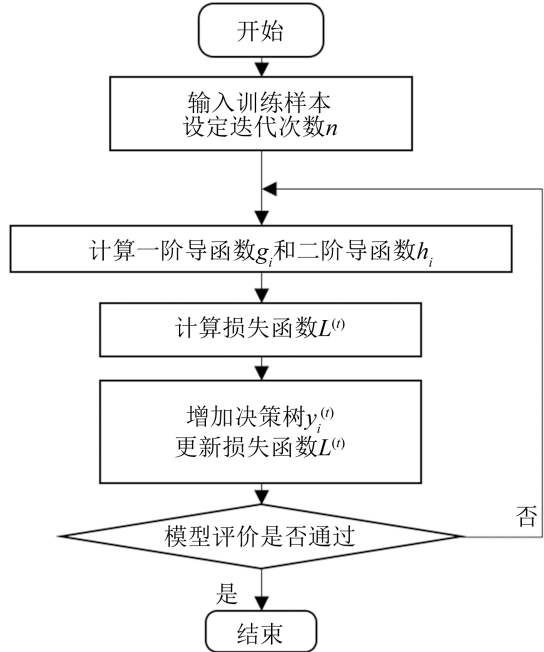


Figure 3. Model flowchart of XGBoost algorithm
图 3. XGBoost 算法的模型流程图

2.2. 基于 XGBoost 的航空发动机性能模型

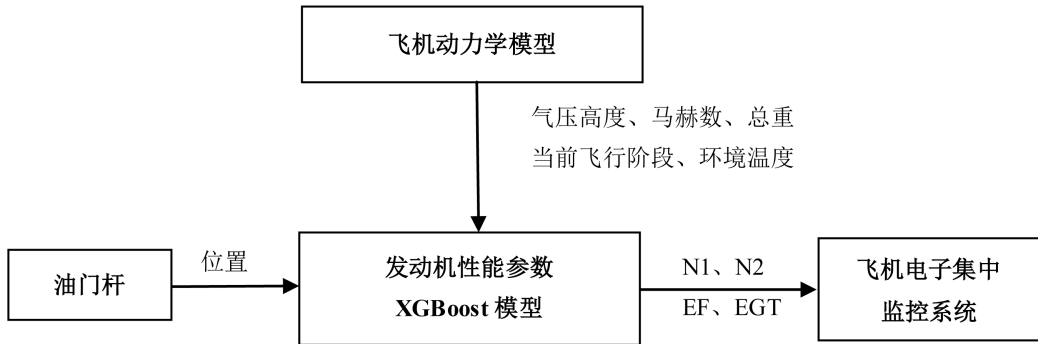


Figure 4. Overall performance model structure of the engine
图 4. 发动机总体性能模型结构

中国民航大学樊智勇等人创新性地提出了基于 XGBoost 的飞机发动机的性能参数预测模型[7]：航空发动机总体性能模型主要基于油门杆位置(TLA)作为控制输入，并考虑了多个影响发动机性能的因素，包括马赫数(Mach)、外界大气总温度(TAT)、飞机总重(GW)、飞行高度(ALT)和飞行阶段。该模型包括控制输入、环境条件输入、发动机内部状态和性能参数输出四个主要模块。控制输入模块以油门杆位置为输入，可以通过人工或自动控制方式来实现对发动机的推力控制。环境条件输入模块则包括飞机所处的马

赫数、外界大气总温度、飞机总重和飞行高度等条件，这些条件会直接影响发动机和飞机的性能表现。发动机内部状态模块则考虑了发动机内部各组件之间相互作用的问题，将发动机划分为若干个子系统，并对每个子系统进行建模，以得到更加精确的发动机内部状态信息。最后，性能参数输出模块会根据发动机内部状态和环境条件，计算出发动机的推力、燃油消耗率和比油耗等性能指标，并将结果输出给控制系统或飞机操作员。

需要注意的是，在不同的飞行阶段下，自动推力系统会采用不同的推力控制模式，其控制律也会相应地发生变化。因此，飞行阶段作为额外的影响因素进行考虑，以保证总体性能模型的准确性和可靠性，发动机总体性能模型结构如图 4 所示。

其方法在构建模型训练数据库时，考虑了飞行阶段对预测精度的影响，对不需要的数据进行缩放，且其精度更高。采用 XGBoost 建立发动机主要性能参数的流程如图 5 所示，具体步骤如下：

- 1) 从真实飞行数据中选取油门杆的位置、标准气压高度、空速、大气总温及飞机总重作为输入。
- 2) 采用小波变换和系数相关性原理相结合的方法对原始数据进行滤波处理以剔除其中的野值，并实现数据平滑。
- 3) 采用模糊推理对预处理后的数据进行状态划分，并对其进行标准化，然后分别构建爬升阶段数据集、巡航阶段数据集、阶梯平飞阶段数据集、下降阶段数据集。
- 4) 对每一飞行阶段的数据集，按照 7:3:2 的比例来随机构建训练集、验证集和测试集。
- 5) 使用训练集数据训练模型得到一个 XGBoost 模型。采用交叉验证的方式，使用验证集对该 XGBoost 模型进行评估，最后得到一个近似最优的 XGBoost 模型。
- 6) 将测试集数据输入到步骤 5 得到的模型，检验其拟合精度。若模型精度不满足误差要求，则重返第 4 步，重新划分数据集进行训练。

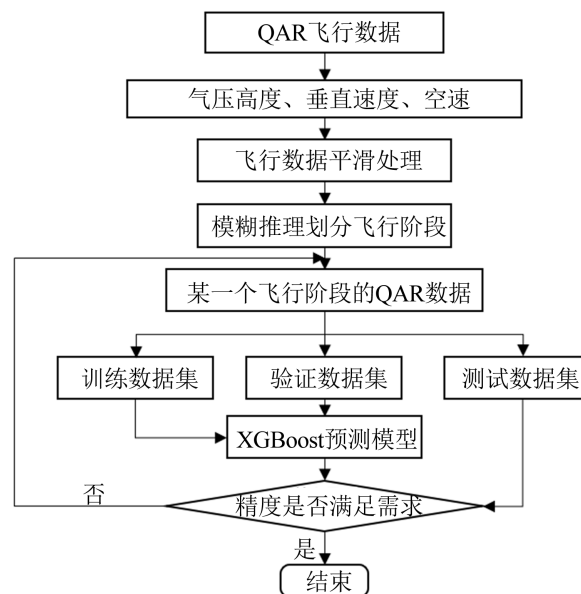


Figure 5. XGBoost engine performance parameter modeling process
图 5. XGBoost 发动机性能参数建模流程

支持向量回归(SVM)预测曲线用附带实心小黑圆的实线表示、线性回归模型(LR)预测曲线在图中用附带实心黑三角的实线表示、BP 神经网络预测曲线在图中用附带实心小黑矩形的实线表示、XGBoost 算法的预测曲线用附带实心的黑五角星实线表示。预测结果见图 6、图 7 [8]。

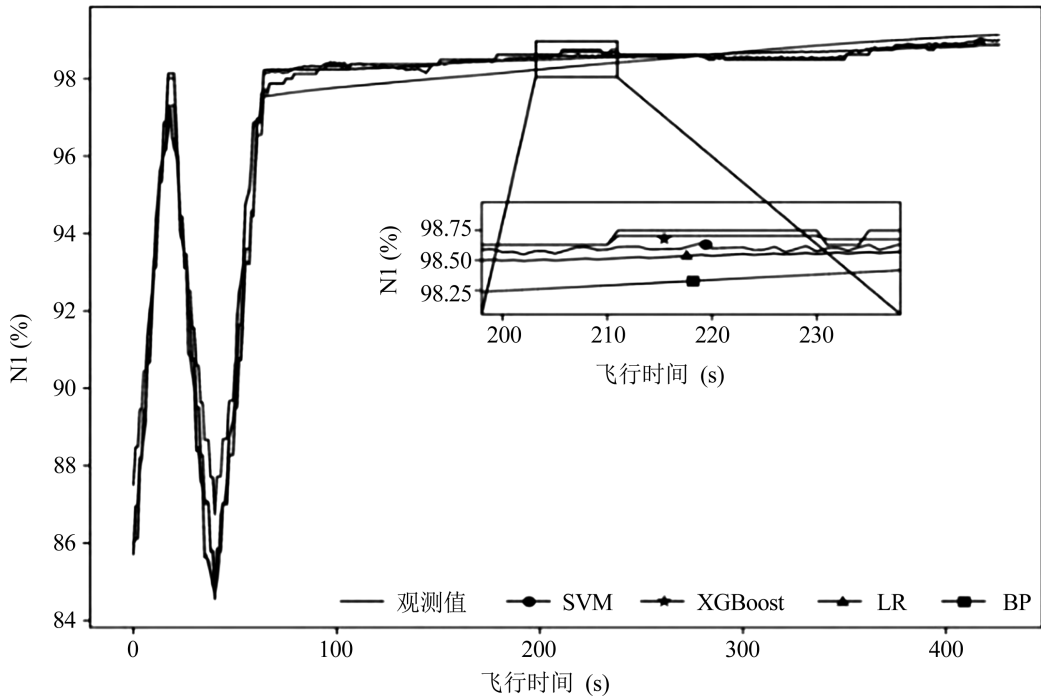


Figure 6. Comparison of predicted results of N1 parameters during climb phase of the engine
图 6. 爬升阶段发动机 N1 参数预测结果对比

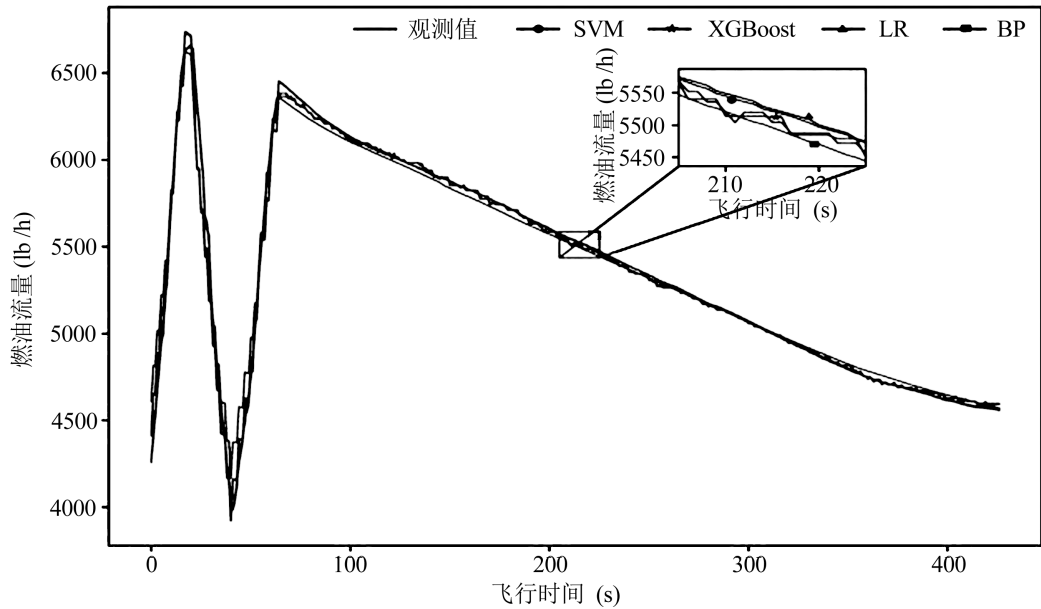


Figure 7. Comparison of predicted results of fuel burn parameters during climb phase of the engine
图 7. 爬升阶段发动机燃油浏览参数预测结果对比

通过对比图像可以得出 XGBoost 模型预测曲线更接近观测值，预测结果更好

3. 航空发动机燃油消耗模型

发动机燃油消耗是影响航空业运行成本的一个重要因素。燃油消耗的建模需要考虑到多种因素，包括飞机的速度、高度、气温、大气压力以及发动机的功率输出等。为了提高建模效果，C. Wang 等人已

经开发出了一种基于组件间体积法的燃气轮机燃料系统仿真方法。使用基于物理的模型,该方法可以模拟燃油系统每个液压组件的性能,相比使用传递函数的模型,可以提供更准确的结果[9]。

在建立燃油消耗模型时,常常采用统计学和机器学习的方法,结合实验数据和工况参数,构建预测模型,实现高精度的燃油消耗估计和优化方案。反向传播(BP)神经网络算法是一种根据误差反向传播算法训练的多层前馈网络,是应用最广泛的神经网络模型之一[10]。BP网络可以用来学习和存储大量的输入输出模型的映射关系。在国内,陶理等人通过BP神经网络作为模型应用于飞机爬升阶段的燃油消耗预测中,其模型具有较高的预测精度,能为节能减排提供一定的参考[11]。

3.1. BP神经网络算法模型

BP神经网络模型:

◆BP神经网络分类算法

BP神经网络的基本结构由三部分组成:隐藏层、输入层(传输信息)和输出层,分为两个过程:前向传播输出过程和后向传播调整过程。BP神经网络的拓扑结构图如图8所示。

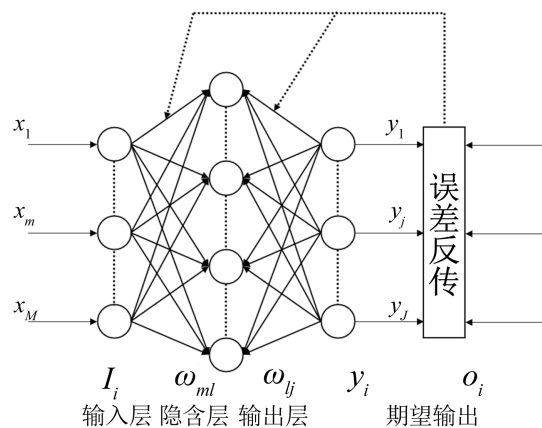


Figure 8. Topology diagram of the BP neural network
图8. BP神经网络拓扑结构图

在输入传输过程中,样本数据经过了隐藏层的传递输入,如果输出的期望与实际不相符,那么转向反向过程,系统调节各层的连接权值使误差不断减小,直到满足精度要求才会停止下来。所以,BP神经网络可以修正误差,到达更高的精度。用其进行学习的过程如下:

$$y_{ip} = f[x_{ip}(t)] = f\left[\sum_j w_{ij}(t)I_{jp}\right] \quad (7)$$

其中, I_{jp} 是在第 p 组样本输入时,节点 i 的第 j 个输入, y 为输出向量, $f(\cdot)$ 取可微的 S 型作用函数,即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

设 E_p 为在第 p 组样本输入时网络的目标函数,则:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k [d_{kp} - y_{kp}(t)]^2 = \frac{1}{2} \sum_k e_{kp}^2(t) \quad (9)$$

所以,BP神经网络的总目标函数为:

$$J(t) = \sum_p E_p(t) \quad (10)$$

将 BP 神经网络作为模型可以为航空公司节约燃料和减少排放提供理论指导。同时，该模型在识别故障类样本方面还有一定的改进空间。

3.2. 基于 BP 神经网络算法的航空发动燃油消耗模型

广州民航职业技术学院的陶理等人创新性地提出了基于 BP 神经网络的发动机燃油消耗模型[11]，其流程结构见图 9：

具体流程如下：

步骤一：数据预处理，对样本数据进行归一化处理。

步骤二：初始化设置，输入训练样本。

步骤三：输入测试样本，计算误差，如果满足误差则继续传递样本数据，否则进行误差调整。

步骤四：调整误差，通过逆梯度下降修正权值和阈值。

步骤五：检查全局误差，满足要求，执行步骤六否则重复步骤四。

步骤六：计算输出层，完成预测。

BP 模型预测值与期望值图及其期望误差见图 10，图 11。

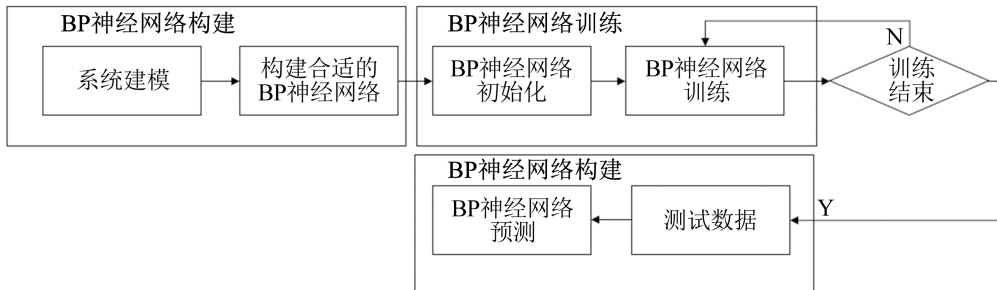


Figure 9. Algorithm flowchart of the BP neural network

图 9. BP 神经网络算法流程图

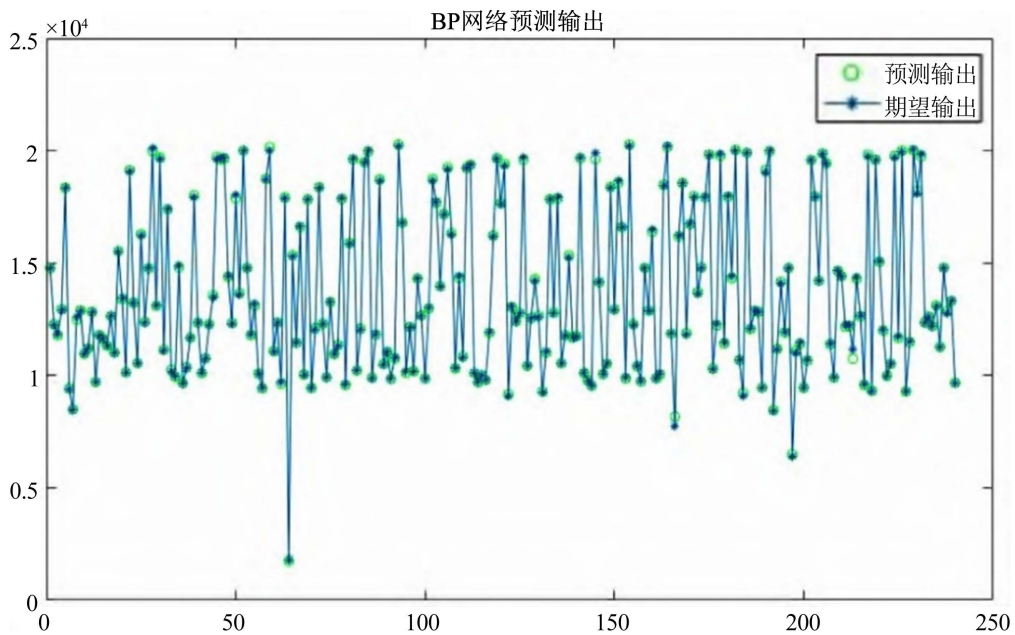


Figure 10. Graph of predicted values and expected values in the BP model

图 10. BP 模型预测值与期望值图

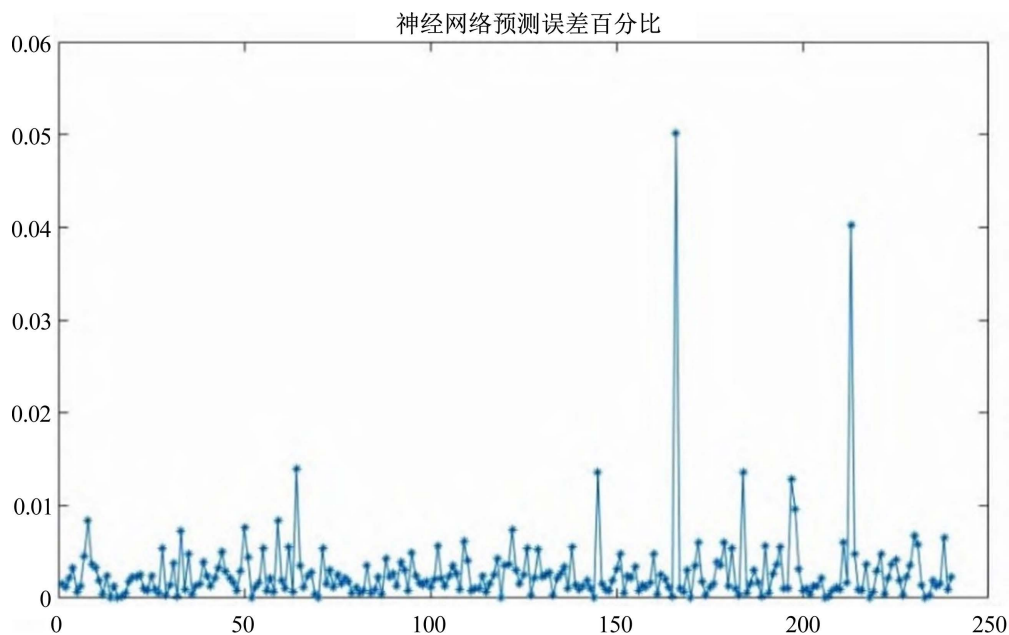


Figure 11. Graph of errors between predicted values and expected values in the BP model

图 11. BP 模型预测值与期望值误差图

根据图 10 和图 11, 可见预测的燃料流量与实际值之间的误差很小, 变化趋势是一致的; 相对误差在 2% 以内, 在合理范围内。确认该模型能够监测飞机燃料流量, 并为确定发动机健康状况提供依据

4. 基于高斯扩散理论的航空发动机排放模型

随着环保意识的提高, 航空发动机的排放成为一个备受关注的问题。因此, 建立发动机排放模型, 对于实现航空产业的可持续发展具有十分重要的意义。目前来说许多项目已经对全球范围内的排放进行了预测, 这种排放未来将由各种组织定期预测, 特别是 NASA (Wilkerson 等人, 2010), Eurocontrol, 欧盟委员会等(Eyers 等人, 2004)。Masiol 和 Harrison (2014)在机场周围空气质量的研究中发表了关于这个问题较为全面的分析之后[12], Yize Liu 等概括了当前主要的高科技准备水平(TRL)技术: 包括富燃快速淬灭稀薄燃烧(RQL), 双环形燃烧器(DAC), 双环形预混涡流燃烧器(TAPS), 稀薄直喷(LDI)。它进一步回顾了较低 TRL 的一些先进技术。其中包括 NASA 多点 LDI, 稀薄预混预汽化(LPP), 轴向分级燃烧室(ASC)和可变几何燃烧室[13]。

在排放模型的建立中, 我们将采用多元统计分析和污染物物理化学成分分析的方法, 考虑车速、负荷、发动机转速等因素, 建立发动机排放模型, 实现对于排放物质的准确预测和控制, 飞机在巡航阶段排放扩散情况见图 12。

来自中国民航大学的曹慧玲等人研究了飞机航空发动机在巡航阶段的污染物排放扩散模型[14]。其中使用 MATLAB 进行二氧化碳的排放扩散分布并对后续飞行过程中污染物浓度进行了精准的预测。

民航发动机中的二氧化碳排放量可以用排放指数、排放强度来表示

$$E(\text{CO}_2) = \sum_{i=1}^T n F_i EI \quad (11)$$

$$E(\text{CO}_2) = \frac{E(\text{CO}_2)}{T} \quad (12)$$

I 为飞行时刻; T 为飞机巡航阶段飞行总时间; n 是指的飞机所带发动机的个数, EI 为 CO_2 的排放指数;

同时该文章中通过高斯扩散理论确定飞机发动机污染物的排放强度：

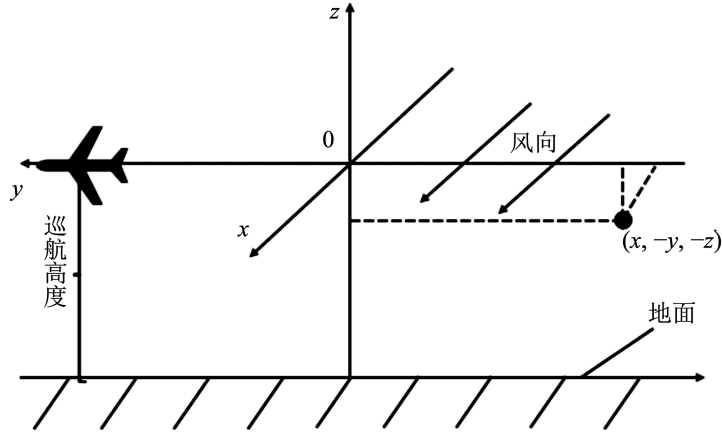


Figure 12. Schematic diagram of aircraft emission dispersion during cruise phase
图 12. 飞机在巡航阶段排放扩散示意图

无限空间点源浓度计算式为：

$$C(x, y, z) = \frac{Q}{2\pi\bar{u}\sigma_y\sigma_z} \exp\left\{-\left[\frac{y^2}{2\sigma_y^2} + \frac{z^2}{2\sigma_z^2}\right]\right\} \quad (13)$$

将其沿 Y 轴积分得连续排放的无限长线源下风向航线浓度计算公式为：

$$C(x, y, z) = \frac{Q}{2\pi\bar{u}\sigma_y\sigma_z} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_z^2}\right) \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) dy \quad (14)$$

其中 u 为空间内任意点平均风速， σ_y 为垂直于主流风向的横向扩散参数，与到线源的下风向距离 x 有关； σ_z 为竖直方向扩散参数，与到线源的下风向距离相关；

该文献中采用 09 年某月上海到北京的某航班的 QAR 数据根据上述公式进行 MATLAB 数值模拟， CO_2 浓度分布情况见图 13、图 14、图 15。

巡航段 CO_2 的浓度分布图

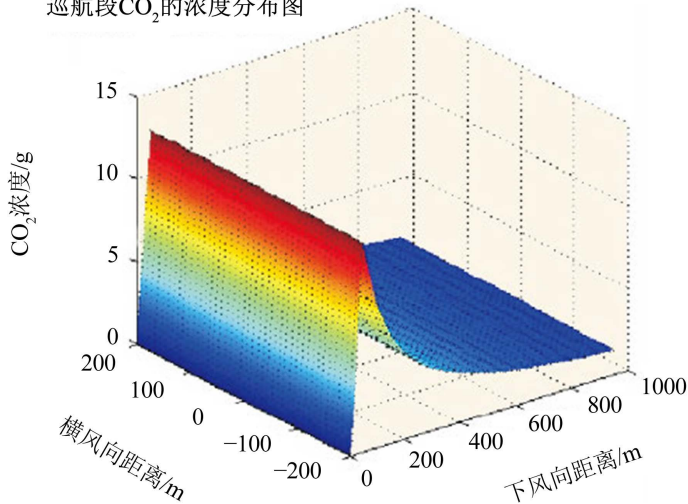


Figure 13. Distribution of CO_2 concentration at the same height as the line source
图 13. 与线源等高度处 CO_2 浓度分布

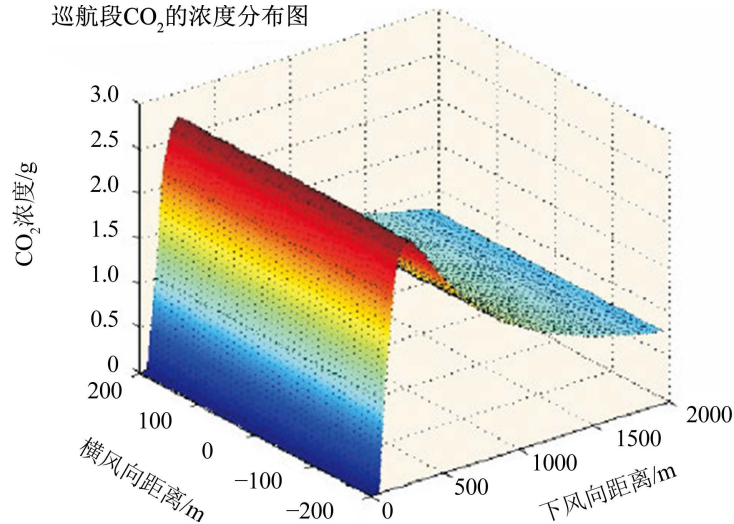
巡航段CO₂的浓度分布图

Figure 14. Distribution of CO₂ concentration at a height of 10 m from the line source
 图 14. 距线源高度 10 m 处 CO₂ 浓度分布

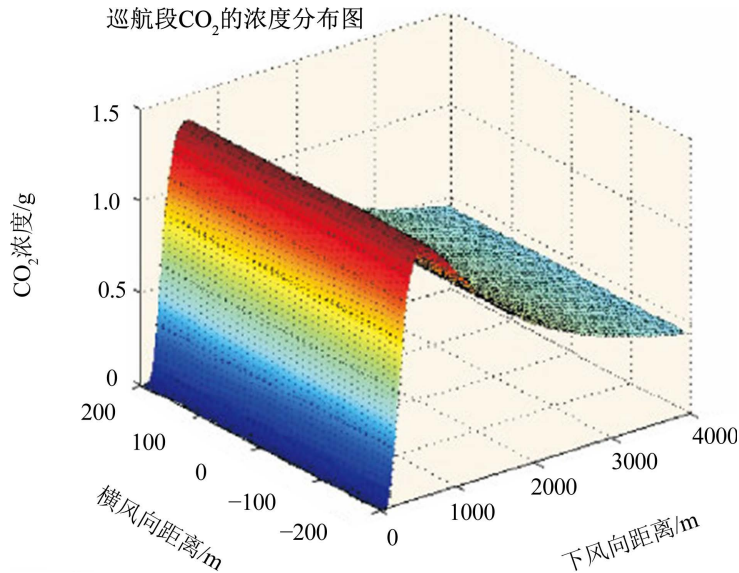
巡航段CO₂的浓度分布图

Figure 15. Distribution of CO₂ concentration at a height of 20 m from the line source
 图 15. 距线源高度为 20 m 处 CO₂ 浓度分布

文章通过 MATLAB 实际的仿真计算了二氧化碳的浓度扩散分布, 通过相关模块获取了其扩散分布图。其中利用高斯扩散理论, 从机载 QAR 数据中提取了相关数据, 建立了航空发动机巡航阶段排放的线源扩散模型。

然而, 这种扩散模型仍然存在不足, 例如, 只考虑风向与线源垂直的情况, 不考虑高空湍流等情况; 该文献中没有考虑路线交叉或重叠时污染物的积累, 因此需要根据巡航阶段的实际扩散情况进行更深入的研究。

5. 总结

本文针对航空发动机的性能、燃油消耗与排放等问题, 建立了相应的数学模型, 并采用多种方法实现了分析和优化。通过模型的研究和应用, 可以为数字化孪生航空发动机的进一步发展提供参考依据。

Table 1. Summary of the three main models in this article**表 1.** 本文三大模型总结

算法模型	算法名称	应用阶段	模型优点	模型缺点
基于 XGBoost 的飞机发动机的性能参数预测模型	XGBoost	飞机发动机性能预测	考虑了飞行阶段对预测精度的影响,可以对不需要的数据进行缩放,且利用分布算法精度更高。	个人认为该模型对数据进行模糊处理,在大范围内预测发动机性能可行,一旦用于小精度范围则准确度会大幅下降。
基于 BP 神经网络的发动机燃油消耗模型	BP 神经网络模型	发动机燃油消耗模型	具有较高的精度预测,同时可以为航空公司进行节能减排效益提供一定的理论指导	BP 神经网络应用较为单一,未来不好进行其他方面的研究开发。
基于高斯扩散理论的飞机发动机排放扩散模型	高斯扩散理论与线源扩散模型	发动机排放模型	通过传统的高斯理论,具有较强的推广性例如延伸至其他排放物的扩散分布情况,使用起来较为简单	该模型中仅仅只考虑了风向与线源垂直时的情况,没有考虑实际情况如航线相交或者污染物叠加等复杂情况。

航空发动机数学模型建模是将实际的物理系统通过数学手段进行抽象,以求得其性能表现和故障预测等目的的一种技术手段。本文在梳理现有相关文献的基础上对航空发动机数学模型建模的方法、步骤和应用进行了深入探讨。

首先,本文总结了现有的航空发动机数字孪生建模技术,包括动力学模型、状态空间模型、传递函数模型和神经网络模型等。这些模型都在不同层次上对航空发动机的运行特性进行了描述,可以用于性能评估、故障诊断等方面。

接着,本文详细介绍了航空发动机几个阶段数学模型建模的步骤和方法,包括发动机性能、燃油消耗、排放模型等。其中,数据采集是数学模型建模过程中至关重要的一步,需要结合实际情况选择恰当的采样频率和参数,以充分反映发动机的运行状态;在模型选择方面,需根据具体问题选择适当的数学模型,并对模型进行优化和精确度评估,所介绍的三大模型总结见表 1。

最后,在应用航空发动机数学模型建模技术时,需要注意模型的实时性、准确性和可靠性,并结合监测系统进行综合分析,以提高发动机的安全性、可靠性和经济性。

综上所述,航空发动机数学模型建模技术是一种重要的应用技术,可以有效提高航空发动机的性能和运行效率。未来,随着计算机技术的不断发展和数据采集技术的进步,航空发动机数学模型建模技术将有望得到更广泛的应用和发展。

参考文献

- [1] 曹增义, 单继东, 王昭阳, 陈贺利. 面向航空发动机制造的数字孪生应用架构探索与实践[J]. 航空制造技术, 2022, 65(19): 40-49. <https://doi.org/10.16080/j.issn1671-833x.2022.19.040>
- [2] Kiakojoori, S. and Khorasani, K. (2016) Dynamic Neural Networks for Gas Turbine Engine Degradation Prediction, Health Monitoring and Prognosis. *Neural Computing and Applications*, **27**, 2157-2192. <https://doi.org/10.1007/s00521-015-1990-0>
- [3] 孙绍辉, 王华伟, 陈福立. 多元退化信息的航空发动机可靠性预测[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(11): 32-35. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2013.11.008>
- [4] Chen, T.Q. and Guestrin, C. (2016) Xgboost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, 13-17 August 2016, 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- [5] 徐文英, 王大军, 卢朝阳, 等. 基于 XGBoost 算法的终端区进场航空器飞行时间预测[J]. 北京交通大学学报, 2022, 46(6): 72-79.

-
- [6] 贾皓阳, 钱宇. 基于贝叶斯优化 XGBoost 算法的变压器故障诊断[J]. 黄河水利职业技术学院学报, 2023, 35(2): 37-43. <https://doi.org/10.13681/j.cnki.cn41-1282/tv.2023.02.008>
- [7] 樊智勇, 王振良, 刘哲旭. 基于 XGBoost 的民航飞机发动机性能参数预测模型[J/OL]. 计算机测量与控制: 1-8. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.TP.20230118.1153.012.html>, 2023-05-07.
- [8] 张家齐, 马怡灼, 周运森. 一种神经网络优化的非线性滤波算法[J/OL]. 控制工程: 1-9. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220521>, 2023-05-09.
- [9] Wang, C., Li, Y.G. and Yang, B.Y. (2017) Transient Performance Simulation of Aircraft Engine Integrated with Fuel and Control Systems. *Applied Thermal Engineering*, **114**, 1029-1037. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.12.036>.
- [10] Li, J., Cheng, J.-H., Shi, J.-Y. and Huang, F. (2012) Brief Introduction of Back Propagation (BP) Neural Network Algorithm and Its Improvement. In: Jin, D. and Lin, S., Eds., *Advances in Computer Science and Information Engineering*, Vol. 169, Springer, Berlin, Heidelberg, 553-558. https://doi.org/10.1007/978-3-642-30223-7_87
- [11] 陶理, 王晓宇, 谢园. 基于 BP 神经网络的飞机爬升段燃油消耗模型研究[J]. 科技视界, 2022(20): 45-47. <https://doi.org/10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2022.20.13>
- [12] Filippone, A. and Bojdo, N. (2018) Statistical Model for Gas Turbine Engines Exhaust Emissions. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, **59**, 451-463. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.01.019>
- [13] Liu, Y., Sun, X., Sethi, V., Nalianda, D., Li, Y-G. and Wang, L. (2017) Review of Modern Low Emissions Combustion Technologies for Aero Gas Turbine Engines. *Progress in Aerospace Sciences*, **94**, 12-45. <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2017.08.001>
- [14] 曹惠玲, 高建忠, 梁大敏. 民航发动机巡航阶段排放扩散模型研究[J]. 环境科学与技术, 2014, 37(S1): 444-447.