

基于轨迹数据的空中交通燃油消耗估算

王 超¹, 周宣任¹✉, 王 蕾²

(1. 中国民航大学空中交通管理学院, 天津, 300300; 2. 中国民用航空华北地区管理局, 北京, 100621)

摘要 针对 QAR 数据难以获取以及现有空中交通燃油消耗估算方法精度差等缺点, 提出了基于雷达轨迹和回声状态网络的空中交通燃油消耗估算方法。首先采用 QAR 数据训练了多参数回声状态网络燃油流率估算模型; 然后, 为了使该模型适用于雷达轨迹数据, 通过灵敏度分析的方法提取影响燃油流率的关键因素, 确定了以飞行状态、真空速、高度等参数作为输入量的少参数燃油流率估算模型; 最后, 以 20 条真实轨迹数据进行模型验证, 结果表明: 该估算模型的相对误差约为 4%, 精度比 BADA 模型提高了 40%。

关键词 雷达轨迹; 燃油消耗; 回声状态网络; 灵敏度分析

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.04.005

中图分类号 V31; U8 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)04-0025-06

Research on the Estimation of Air Traffic Fuel Consumption Based on Trajectory Data

WANG Chao¹, ZHOU Xuanren¹✉, WANG Lei²

(1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. CAAC North China Regional Administration, Beijing 100621, China)

Abstract: Aimed at the problems that QAR data are hard to obtain and the accuracy of existing air traffic fuel consumption estimation methods is poor, this paper presents a method to estimate fuel consumption of air traffic based on radar trajectory and echo state network. Firstly, the QAR data are used to train the multi-parameter echo state network fuel flow rate estimation model. And then, in order to make the model suitable for radar trajectory data, the key influencing factors of the fuel flow rate are extracted by the method of sensitivity analysis, and less-parameter fuel flow rate estimation model is constructed with parameters such as flight state, vacuum speed and altitude. Finally, the model is verified by 20 real trajectories. The results show that the relative error of this model is about 4%, its accuracy is improved by 40% than that of the BADA model.

Key words: radar trajectory; fuel consumption; echo state network; sensitivity analysis

燃油消耗是空中交通运行、节能减排评估必不可少的重要指标。一方面, 现有空管设备不能采集

飞机燃油消耗, 直接影响空管运行对节能减排效果的定性评价^[1]; 另一方面, 虽然航空器的真实燃油消

收稿日期: 2017-10-18

基金项目: 国家自然科学基金与民航联合基金(U1533106)

作者简介: 王 超(1971—), 男, 天津人, 教授, 博士, 主要从事空中交通系统仿真与分析、空中交通节能减排研究。E-mail: wangch6972@163.com

通信作者: 周宣任(1993—), 男, 山东菏泽人, 硕士生, 主要从事空中交通系统仿真与分析、空中交通节能减排研究。E-mail: 1571992259@qq.com

引用格式: 王超, 周宣任, 王蕾. 基于轨迹数据的空中交通燃油消耗估算[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(4): 25-30. WANG Chao, ZHOU Xuanren, WANG Lei. Research on the Estimation of Air Traffic Fuel Consumption Based on Trajectory Data[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(4): 25-30.

耗数据可以从快速存取记录器(Quick Access Recorder, QAR)中获取,但是其在空中交通节油减碳的应用受限于以下因素:QAR数据作为公司机密难于获取;空域运行的航空器来自于不同的航空公司,在对空中交通运行效率进行评估时就需要各公司的QAR数据,导致收集和处理难度大。综合考虑,从实测轨迹数据出发估算空中交通燃油消耗是一种可行途径。

目前,在节能减排分析中得到广泛应用的燃油消耗模型主要有ICAO的起飞着陆(Landing and Takeoff, LTO)循环排放方法^[2]和EUROCONTROL的飞机性能数据库(Base of Aircraft Data, BADA)模型^[3]。LTO方法主要针对1500英尺以下起飞降落燃油消耗及排放测算,不适用于巡航阶段。BADA燃油消耗模型在巡航阶段有较好的适用性^[3],但是David A^[4]指出BADA模型在终端区范围内爬升及下降燃油消耗测算精度较低。此外,Lathasree P^[5]等利用来自飞机制造商提供的飞行性能数据构建燃油消耗模型。魏志强,王超^[6]首次推导了各阶段飞行动力学模型计算各阶段的飞行时间与耗油量,此类方法的缺点在于所需性能参数较难获得。Turgut和Rosen^[7]等探究了下降阶段中低高度平飞对燃油消耗的影响,并首次使用遗传算法建立了燃油消耗和高度之间的指数模型。T. Baklacioglu^[8]创新性地建立了爬升阶段燃油消耗与高度及真空速的表达关系式并使用遗传算法求解。

以上研究成果主要存在以下缺陷:①燃油消耗模型所需性能数据较难获取;②由于输入参数多、估算精度差和效率低等,难以测算大量空中交通雷达数据的燃油消耗;③未给出从影响燃油消耗的众多耦合因素中提取关键参数的科学方法。针对上述不足,本文构建了基于轨迹数据的少参数燃油流率估计模型。

1 空中交通燃油消耗估算原理

基于雷达轨迹数据的燃油消耗估算问题的关键在于解决燃油流率估算的问题。燃油流率 f 是指航空器单位时间的燃油消耗量,航空器燃油消耗 F 是通过测算不同时间段 Δt 的燃油流率,然后对各时间段燃油流率进行积分求和得到。具体计算如下:

$$F = \sum f \Delta t \quad (1)$$

燃油流率估算是通过挖掘雷达轨迹数据中各个参数和燃油流率的内在逻辑演化规律,进而估算燃油流率。其实质是一个多元时间序列回归拟合问题,即由影响燃油流率的多元序列估算燃油流率时

间序列(燃油流率序列及影响燃油流率的参数序列,本质上是多元时间序列)。

燃油消耗估算模型涉及的技术难点主要有2个方面:①模型训练算法。为了提高估算模型的精度,需要寻找神经网络算法分析影响燃油流率的多元序列与燃油流率序列的内在逻辑演化规律。②影响燃油流率显著参数选择。雷达轨迹数据缺少QAR数据中影响燃油流率的参数,为了构建基于轨迹数据的燃油消耗估算模型,提取影响燃油消耗显著参数是本文的难点。

空中交通燃油消耗估算系统的框架见图1。QAR数据类型包括时间、经纬度、马赫数、表速、地速、真空速、高度、温度、重量和燃油流率,雷达轨迹数据仅包含时间、经纬度坐标、二次雷达应答机编码、高度、地速和航向信息。与QAR数据相比,雷达轨迹数据缺少燃油消耗参数,因此,首先选取QAR数据作为回声状态网络的学习样本,找出各个参数和燃油流率的内在联系,进而得到多参数燃油流率估算模型;然后在多参数模型的基础上,结合灵敏度分析方法提取重要参数,重构基于轨迹数据的燃油流率估算模型;最后,实现以实际运行的雷达轨迹数据计算航空器在每个飞行阶段的燃油消耗。

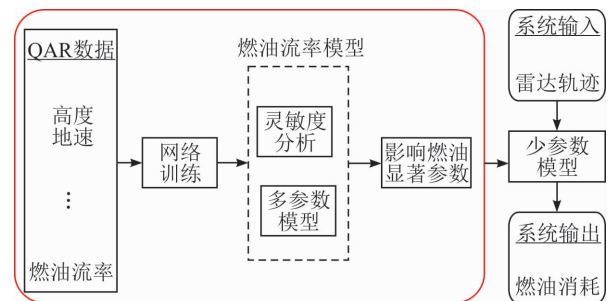


图1 空中交通燃油消耗估算系统

Fig. 1 Air traffic fuel consumption estimation system

2 基于回声状态网络的多参数燃油流率估算模型

2.1 回声状态网络

目前主要通过BP神经网络^[9-10]构建燃油消耗估算模型。但这类神经网络在预测燃油流率数值变化剧烈的情况时,难以避免局部最小值、收敛速度慢和训练稳定性差等问题,一直没有得到彻底的解决。

2004年Jaeger^[11]首次提出了回声状态网络(Echo State Network, ESN)的概念,基于ESN的时间序列估算研究被广泛应用在各个领域,如通信业务、金融、电负荷预测等^[12-15],结果表明ESN比其

他神经网络表现更好。

ESN 的经典结构,由输入层,状态储备池及输出层组成,各层之间由权值相互连接。

回声状态网络可由式(2)及式(3)表示:

$$x(k+1)=f(\mathbf{W}_x x(k)+\mathbf{W}_{in} u(k+1)+\mathbf{W}_{back} y(k)) \quad (2)$$

$$y(k+1)=f_{out}(\mathbf{W}_{out} u(k+1)+\mathbf{W}_x x(k+1)+\mathbf{W}_{back} y(k)) \quad (3)$$

式中: $f(\cdot)$ 和 $f_{out}(\cdot)$ 分别表示储备池处理单元和输出单元的激活函数; $x(k)$, $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别表示储备池状态变量,输入变量和输出变量。 \mathbf{W}_x 表示内部连接稀疏矩阵,通常设定为 $0.01 \sim 0.05$,其谱半径一般小于1。 \mathbf{W}_{in} 和 \mathbf{W}_{out} 分别表示输入权值矩阵和输出权值矩阵。特别地, \mathbf{W}_{in} 、 \mathbf{W}_x 和 \mathbf{W}_{back} 经初始化后保持不变;而 \mathbf{W}_{out} 需要通过训练获得。

2.2 基于 QAR 数据多参数燃油流率模型训练

航空器燃油消耗主要受发动机类型、气动特性和飞行轨迹的影响。在不同飞行状态下,飞机的气动特性和飞行轨迹会发生变化,从而影响燃油流率的大小。图2显示了某条QAR数据的真实燃油流率随不同飞行状态的变化情况,显然,各状态下燃油流率相差较大。

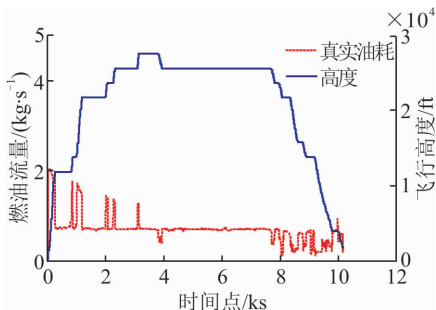


图2 某航班燃油流量随飞行状态变化曲线

Fig. 2 The curve of a flight fuel flow with flight state

因此,本文选择飞行状态作为模型重要输入参数。由于QAR数据没有记录飞行状态参数,本文采用连续高度变化或垂直剖面航迹角度变化的方法对航空器飞行状态进行识别^[16]。为了适用于ESN模型训练,需要对飞行状态进行数值化处理,分别将爬升、平飞、下降状态标注为1、0、-1。

采用的QAR数据含有马赫数(Ma)、表速(S_o)、地速(S_g)、真空速(S_t)、高度(H)、温度(T)、重量(W)参数,本文将QAR数据的参数和飞行状态(State)作为输入参数,根据不同机型采用回声状态网络构建燃油流率估计模型。

基于ESN的燃油流率训练步骤如下:

第1步:设定回声状态网络参数。包括谱半径,储备池规模,稀疏度和内部连接权矩阵。初始化内部系数矩阵 \mathbf{W}_{in} 及输入矩阵 \mathbf{W}_x 。

第2步:选取训练样本集。

第3步:形成网络状态。更新初始化网络状态,并在每一轮更新后保存当前状态相关参数。

第4步:回声状态网络训练。随机确定网络的内部连接权重、输入权重和反馈权重。回声状态网络根据输入参数输出训练样本参数,通过比较网络输出参数与给定输出参数调整内部权重矩阵 \mathbf{W}_x ,进而获得输出权值矩阵 \mathbf{W}_{out} ,计算方法如下:

$$\mathbf{W}_{x(n)} = \mathbf{W}_{x(n-1)} / \lambda_{max} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{W}_{x(n-1)}$ 为第 $n-1$ 次训练所得内部权值矩阵; $\mathbf{W}_{x(n)}$ 第 n 次训练所得内部权值矩阵; λ_{max} 为内部权值矩阵最大特征值。

第5步:燃油流率估计。采用与训练样本相同的方式对测试样本归一化处理。根据式(2)及式(3)输出估计结果,将计算结果与真实燃油流率结果进行比较,验证模型准确性。

3 基于灵敏度分析的少参数燃油流率估算模型

3.1 影响燃油消耗参数灵敏度分析

目前应用较为广泛的局部灵敏度分析方法是修正Morris筛选法,通过自变量以固定的步长变化,来测算因变量变化程度。灵敏度判别因子计算方法^[17]如下:

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{(y_{i+1} - y_i) / y_0}{P_{i+1} - P_i} \quad (5)$$

式中: S 为灵敏度判别因子; y_i 为模型第 i 次运行输出值; y_{i+1} 为模型第 $i+1$ 次运行输出值; y_0 为计算结果初始值; P_i 为第 i 次运算参数值相对于初始参数变化的百分率; P_{i+1} 为第 $i+1$ 次运算参数值相对于初始参数值变化百分率; n 为模型运行次数。

但是Morris筛选法仅考虑了单个变量对于燃油流率的影响程度,并没有考虑各变量相互耦合的情况。其实,多参数模型的输入参数可分为独立参数和相关参数,在进行灵敏度因子计算时要区分独立参数和相关参数。 Ma 、 CAS 和 TAS 在相同高度处可相互转化,为相关参数; T 是关于 H 的线性函数,故 T 和 H 为相关参数;地速是真空速及风速的矢量合成,由于风的变化独立,所以地速应该被视为独立于其他速度参量的变量。因此,多参数模型的 Ma 、 CAS 、 TAS 为相关参数, H 和 T 为相关参数,其余为独立参数。

本文在修正Morris筛选法的基础上,结合各变量相互耦合情况,对重要参数进行选择。使用式(5)计算燃油消耗灵敏度,不同飞行状态下各因素灵敏度计算结果见表1。

参照文献[17]对灵敏度的分级,即: $|S_i| \geq 1$ 为高灵敏参数; $0.2 \leq |S_i| < 1$ 为灵敏参数; $0.05 \leq |S_i| < 0.2$ 为中等灵敏参数, $0 \leq |S_i| < 0.05$ 为不灵敏参数(i 为模型的第 i 状态变量)。根据表 1 的计算结果,可以得出爬升状态下, W 和 H 为灵敏度参数, S_i 、 Ma 、 S_c 为中等灵敏度参数, S_g 和 T 为不敏感参数; 平飞状态下, S_i 、 Ma 、 H 、 S_c 和 W 均为灵敏度参数, S_g 和 T 为不敏感参数; 下降状态下, H 为高灵敏度参数, S_i 、 Ma 、 S_c 和 S_g 为灵敏度参数, W 为中等灵敏参数, T 为不敏感参数。

表 1 不同飞行状态下各影响因素灵敏度判别因子 S

Tab. 1 Sensitivity discrimination factors(S) of the influencing factors for different flight states

参数	爬升状态	平飞状态	下降状态
S_i	0.18	0.679	0.929
Ma	0.17	0.551	0.866
S_c	0.116	0.372	0.572
S_g	0.016	0.014 9	-0.291
W	0.339	0.323	-0.194
H	-0.238	-0.495	-1.106
T	0.004 26	-0.002 3	0.000 8

3.2 适用于轨迹数据的少参数 ESN 燃油流率模型的重构

根据 3.1 节分析,考虑到模型输入参数的独立性,选择灵敏度最高的 S_i 作为简化模型输入参数。因此, H 、 W 、 S_i 和 State 为灵敏度参数,作为简化模型的输入参数。

要构建适用于雷达轨迹数据的燃油流率估算模型,需要从轨迹数据中挖掘出 H 、 W 、 S_i 和飞行状态信息。目前本实验室已经通过真空速估算模型得到轨迹数据的真空速信息^[18],开发的飞行状态识别方法对轨迹数据飞行状态参数进行补充^[16]。

虽然 W 参数无法从轨迹数据中转化获得,为了科学地评估 W 参数对于估算模型的影响,本文分别采用 $[H, W, S_i, State]$ 和 $[H, S_i, State]$ 作为模型的输入,估算模型结构见图 3。并采用真实的 QAR 数据训练回声状态网络燃油流率模型,结果表明,考虑 W 参数和不考虑 W 参数的估算模型的绝对误差分别为 0.051 和 0.06。虽然考虑 W 参数模型预测精度优于不考虑 W 参数的模型,但同时也增加了模型的复杂度;况且使用 $[H, S_i, State]$ 参数的模型的预测误差仅为 0.06,已适用于工程应用。

本文研究基于雷达轨迹数据估算空中交通燃油消耗,然而从轨迹数据中无法转化获得 W 参数。综上,为了构建适用于轨迹数据的少参数 ESN 燃油流

率模型,最终选取 $[H, S_i, State]$ 作为模型的输入参数,可以兼顾灵敏度分析结果和参数的可获取性。

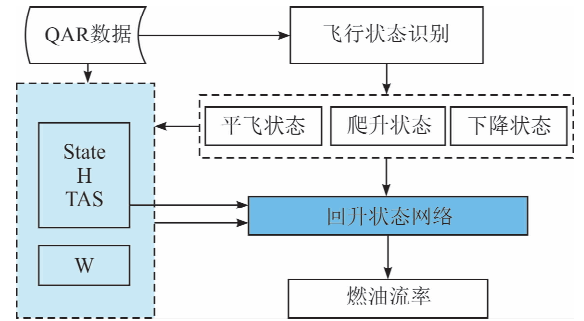


图 3 少参数 ESN 燃油流率估计模型

Fig. 3 Less-parameter ESN fuel flow rate estimation model

3.3 模型的验证

为验证本文提出的少参数燃油流率模型,使用真实轨迹数据进行燃油消耗估算。选取 B738 作为测试机型,为不失一般性,训练数据集含有一年各个季节的航班,挑选 100 条 QAR 航班轨迹作为训练数据,约含有 782 500 个数据点;另外选取 20 条轨迹数据作为测试数据集。将少参数 ESN 模型与 BADA 模型对比,以验证本文方法的合理性和有效性。BADA 燃油消耗估算模型的原理是将燃油消耗表示为推力与燃油流量的乘积。BADA 是一个飞机性能数据库,包含各种机型的飞机性能基本参数,通过飞机性能参数和飞行高度可计算得到航空器推力和燃油流量。BADA 模型应用于由轨迹数据计算燃油消耗的基本思路如下:通过轨迹数据获取机型、高度和真空速信息,根据不同机型和飞行状态给定飞机性能参数,进而计算航迹点发动机推力与燃油流量,得到每条轨迹数据的燃油消耗。

本文在使用提出的模型估算燃油消耗之前,首先对 ESN 进行训练。根据多次实验的结果,对 ESN 进行初始化,设置储备池参数如下:储备池规模 10×10 ; 谱半径 0.8; 输入放缩系数 0.1; 稀疏度 0.01。

首先,需要对 QAR 数据中的异常点进行处理,通过飞行状态识别算法补充 QAR 样本数据的飞行状态,构建模型的原始输入参数 $I = (i_{State}, i_H, i_{TAS})^T$ 。对原始样本数据进行归一化处理,得到归一化后的数据 I' 即为模型的输入参数 $u(k)$; 输出单元为 $y(n)$, 即燃油流率。然后,按照 2.2 节的 ESN 燃油流率训练步骤完成模型的构建。

在模型训练完成后,利用上述 20 条样本数据输入构建的少参数模型进行验证,首先将轨迹数据中的飞行状态参数进行补充,然后将飞行状态、高度和真空速 3 个参数输入模型,得到估计值。由于 20 条

轨迹的数据量太大,选择一航班从爬升到下降阶段全过程下真实燃油流率曲线与估算曲线见图 4。

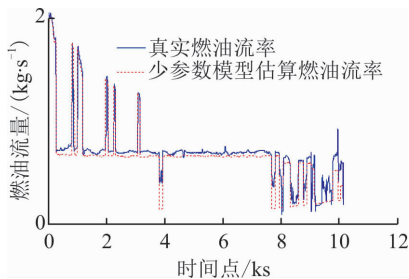


图 4 真实曲线与估算曲线对比图

Fig. 4 Comparison of real curve and estimation curve

从图 4 可以看出,模型在爬升和平飞阶段的燃油流率预测效果较好;而在下降阶段飞机运行轨迹受下降率和下降坡度影响较大,该模型没有考虑这些重要参数导致下降阶段拟合效果欠佳。通过计算测试样本数据,真实燃油流率与预测值的绝对误差为 0.06,之前采用 BADA 模型估算误差约为 0.10,模型精度提高了 40%。

少参数模型得到的燃油流率估算值 f_{model} 与真实燃油流率 f_{actual} 通过公式(1)进行时间积分,可以分别得到估算燃油消耗量 F_{model} 与真实燃油消耗量 F_{actual} ,进一步通过平均相对误差 E 来检验模型计算燃油消耗的精度,即:

$$E = \frac{|F_{actual} - F_{model}|}{F_{actual}} \times 100\% \quad (6)$$

航班的真实燃油消耗与模型估算结果见表 2。

表 2 少参数模型估算精度

Tab. 2 Estimation accuracy of the less-parameter model

航班号	F_{actual}/kg	F_{model}/kg	E
CCA1429	7 059	6 794	0.039
CCA1481	5 809	5 904	0.016
CCA1674	3 181	2 980	0.064
CCA1597	2 753	2 900	0.050
CES5356	3 114	3 015	0.328
⋮	⋮	⋮	⋮
CDG4842	8 169	7 818	0.044
CDG4878	7 492	7 100	0.055

为了更好地验证本模型的预测性能,将本模型与 BADA 模型燃油消耗估算误差比较,20 个验证航班的燃油消耗估算误差如图 5 所示。

从表 2 和图 5 可知,本文提出的少参数模型得到的燃油消耗估算相对误差大约为 2%~6%之间,误差较小。而用 BADA 模型的燃油消耗估算误差大约在 4%~13%之间,误差大且估算效果不稳定。

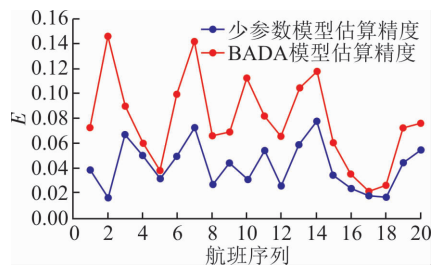


图 5 燃油消耗估算误差对比

Fig. 5 Comparison of errors of fuel consumption estimation

综上分析,选择高度、真空速和飞行状态构建的少参数模型能够估算燃油流率的变化趋势,相对于 BADA 模型,精度大约提高了 40%;该模型的输入参数简单,不必要像 BADA 模型需要输入航空器性能参数;并且,该模型估算航班燃油消耗比 BADA 具有较高的稳定性。所以,本文提出的模型可以通过真实轨迹数据估算航班的燃油消耗。

4 模型应用

本模型可以应用于空管运行效率、节能减排评估中,为航路网设计、扇区设计和空管运行程序设计的优化提供理论依据和技术支持。应用的具体实施流程见图 6。

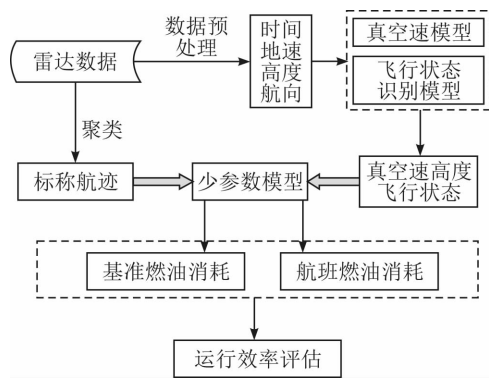


图 6 空中交通运行效率评估流程图

Fig. 6 The flow chart of Air traffic operation efficiency assessment

在对某空域扇区的空管运行效率进行评估时,先利用该空域的真实雷达轨迹数据由本文所提模型估算出该空域空中交通总燃油消耗,称为该空域实际运行时的航班油耗。

然后,通过航迹聚类的方式将航空器航迹分类,在每一类航迹簇中按照一定准则寻找燃油效率较优的航空器飞行航迹即标称航迹。再以选取的标称航迹估算出的燃油消耗作为各类航迹簇所需的基准燃油消耗,通过比较实际运行雷达轨迹燃油消耗与基准燃油消耗的差异,从而实现评估整个管制空域的

空管运行效率。

5 结语

为构建适用于轨迹数据的燃油消耗模型,本文结合雷达轨迹数据的特点,采用回声状态网络和灵敏度分析方法构建了以飞行状态、真空速和高度为输入量的少参数模型。结果表明,该模型预测燃油消耗的精度和稳定性都优于 BADA 模型,精度提高 40%。此外,本文介绍了所构建模型的应用价值,通过估算空中交通燃油消耗的总体情况实现对空中交通运行效率的评估。

本文首次将回声状态网络用于测算航空器燃油消耗,该方法具有精度高和预测稳定性高等优点,为空中交通燃油消耗测算提供了一种新思路。研究过程中发现,要想进一步提高燃油消耗模型精度,还需要从雷达轨迹数据中挖掘影响燃油流率的重要参数,如转弯角速度、爬升/下降率等参数训练燃油消耗估计模型,这些工作可以作为日后研究的方向。

参考文献(References):

[1] FAN A. An Assessment of Environmental Impacts of a Next Gen Implementation Scenario and its Implications on Policy-Making[Z]. Massachusetts Institute of Technology, 2010.

[2] ICAO. Environmental Protection, Volume 2: Aircraft Engine Emissions[Z]. International Civil Aviation Organization, 2008.

[3] Eurocontrol. User Manual for the Base of Aircraft Data (BADA) [Z]. European Organization for the Safety of Air Navigation, 2008.

[4] SENZIG D A, FLEMING G G, IOVINELLI R J. Modeling of Terminal-Area Airplane Fuel Consumption[J]. Journal of Aircraft, 2009, 46(4):1089-1093.

[5] LATHASREE P, SHEETHAL R M. Estimation of Aircraft Fuel Consumption for a Mission Profile Neural Networks[C]//Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on. IEEE, 2006:8687-8691.

[6] 魏志强,王超. 航班飞行各阶段污染物排放量估算方法[J]. 交通运输工程学报, 2010, 10(6):48-52. WEI Z Q, WANG C. Estimating Method of Pollution Emissions for Scheduled Flight in Different Phases [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2010, 10(6):48-52. (in Chinese)

[7] TURGUT E T, ROSEN M A. Relationship between Fuel Consumption and Altitude for Commercial Aircraft during Descent: Preliminary Assessment with a Genetic Algorithm[J]. Aerospace Science and Tech-

nology, 2012, 17(1):65-73.

[8] BAKLACIOGLU T. Fuel Flow-Rate Modeling of Transport Aircraft for the Climb Flight Using Genetic Algorithms [J]. Aeronautical Journal New Series, 2015, 119(1212):173-183.

[9] TRANI A, WINGHO F, SCHILLING G, et al. A Neural Network Model to Estimate Aircraft Fuel Consumption[C]//4th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations, 2004. AIAA 2004-6401.

[10] BAKLACIOGLU T. Modeling the Fuel Flow-Rate of Transport Aircraft during Flight Phases Using Genetic Algorithm-Optimized Neural Networks[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 49(3):52-62.

[11] JAEGER H. Harnessing Nonlinearity: Predicting Chaotic Systems and Saving Energy in Wireless Communication [J]. Science, 2004, 308(5667): 78-80.

[12] SHI Z W, HAN M. Support Vector Echo-State Machine for Chaotic Time-Series Prediction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007(2): 359-372.

[13] ZHAI F, LIN X, YANG Z, et al. Notice of Retraction Financial Time Series Prediction Based on Echo State Network[C]//International Conference on Natural Computation. IEEE, 2010:3983-3987.

[14] VARSHNEY S, VERMA T. Half Hourly Electricity Load Prediction Using Echo State Network[J]. International J of Science and Research, 2014(6): 885-888.

[15] BIANCHI F M, SANTIS E D, RIZZI A, et al. Short-Term Electric Load Forecasting Using Echo State Networks and PCA Decomposition[J]. Access IEEE, 2015, 3:1931-1943.

[16] 王蕾,郑旭芳,王超. 基于轨迹模式识别的空中交通燃油消耗算法[J]. 航空计算技术, 2015, 45(6):60-63. WANG L, ZHENG X F, WANG C. Estimation Method of Air Traffic Fuel Consumption Based on Trajectory Pattern Recognition[J]. Aeronautical Computing Technique, 2015, 45(6):60-63. (in Chinese)

[17] 赵冬泉,陈吉宁,王浩正等. 城市降雨径流污染模拟的水质参数局部灵敏度分析[J]. 环境科学学报, 2009, 29(6):1170-1177. ZHAO D Q, CHEN J N, WANG H Z, et al. Local Sensitivity Analysis for Pollution Simulation of Urban Rainfall-Runoff [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2009, 29(6):1170-1177. (in Chinese)

[18] 周宣任. 面向空中交通节能减排的真空速估算模型[J]. 航空计算技术, 2017, 47(1):85-89. ZHOU X R. Estimated Model of True Airspeed for Energy Saving and Emission Reduction of Air Traffic [J]. Aeronautical Computing Technique, 2017, 47(1):85-89. (in Chinese)

(编辑:姚树峰)