

民用飞机使用空机重量估算方法研究



程江涛,白璐,袁昌运,张征

北京民用飞机技术研究中心, 北京 102211

摘要:使用空机重量是飞机概念方案设计中的重要参数之一,其相对大小直接体现了飞机的设计效率,表征飞机在材料应用、结构设计、系统架构等方面的先进性。本文对目前使用空机重量估算常用的几种方法进行了研究,分析对比了传统线性拟合方法以及非线性拟合方法在实际应用中的适用性,并以宽体客机为例进行了估算分析。在此基础上,考虑样本数量较少和神经网络方法的优点的情况下,基于径向基(RBF)神经网络建立了一种新的估算模型,并将其应用于飞机使用空机重量估算,结果显示新方法大大提高了估算精度,对民用飞机概念设计阶段的使用空机重量估算具有直接参考价值。

关键词:使用空机重量;民用客机;估算方法;线性拟合;非线性拟合;径向基神经网络

中图分类号:V221+.5

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2022.11.003

民用飞机主要强调安全性、经济性、舒适性和环保性,而飞机重量(质量)是经济性的决定性因素,直接影响飞机的运行成本,在飞机概念方案设计阶段,飞机重量的估算非常重要。使用空机重量作为飞机重量估算的重要组成部分,体现了飞机的设计效率,决定了飞机的载油和商载能力。在最大起飞重量相同的条件下,使用空机重量越小,飞机装载能力越高,航程越远。此外,在飞机重量初步估算阶段,使用空机重量的确定会不同程度地影响到机身、机翼等部件的重量估算,为进一步的重量分析提供基础^[1-6]。因此对使用空机重量估算方法进行研究以提高其准确性非常必要。然而在飞机设计前期,在很多参数未确定的情况下,准确估算重量存在很大困难,特别是重量估算中存在一些不确定的、模糊的影响因素,很难通过一个分析模型来反映众多因素间的非线性关系,影响了重量估算精度的提高。

本文通过对几种使用空机重量估算方法进行研究,结合新算法应用,以大型宽体飞机为例进行估算,并对估算结果进行分析,为民用飞机概念设计阶段的使用空机重量估算提供参考。

1 传统估算方法

飞机使用空机重量估算的方法有多种,计算繁简及精

度各有不同,在飞机概念和初步设计阶段,基本上都是基于经验和统计回归,根据现有飞机的起飞重量,以统计数据或实际结果作为原始数据,利用数学解析或数学规划方法求解。

鉴于使用空机重量与最大起飞重量的关系,常用的模型为以最大起飞重量为自变量的回归分析模型,通过对现有机型数据进行统计分析,从而得出使用空机重量与最大起飞重量的关系式。

参考文献[7]给出的双通道喷气式客机最大起飞总重与使用空机重量的关系式,即基于使用空机重量与最大起飞重量的线性回归分析模型,如式(1)所示

$$W_{OE} = aW_{TO} + b \quad (1)$$

参考文献[8]采用了非线性单参数模型,等同于使用空机重量和最大起飞总重分别取对数后的线性回归模型,如式(2)所示

$$\lg W_{OE} = a \lg W_{TO} + b \quad (2)$$

此外,使用空机重量与最大起飞重量的关系式也可间接转换为与商载、航程的关系式,在样本数量较少的情况下,可以采用双参数法对使用空机重量进行估算。以最小二乘法拟合为例,将使用空机重量记为因变量,商载和设计航程分别记为自变量,选取一般非线性模型

收稿日期: 2022-06-14; 退修日期: 2022-07-28; 录用日期: 2022-09-09

引用格式: Cheng Jiangtao, Bai Lu, Yuan Changyun, et al. Research on estimation methods of operational empty weight for civil aircraft[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(11): 21-26. 程江涛,白璐,袁昌运,等. 民用飞机使用空机重量估算方法研究[J]. 航空科学技术, 2022, 33(11): 21-26.

$$W_{OE} = cW_{PL}^a R^b \tag{3}$$

式中, W_{TO} 为最大起飞重量; W_{OE} 为使用空机重量; W_{PL} 为商载重量; R 为设计航程; a, b, c 为系数。

2 传统方法估算结果分析

选择现有机型大型宽体客机使用空机重量的统计数据为参考数据进行估算研究。表1中给出了这些机型的起飞重量和使用空机重量数据, 本文以序号代表各机型。

表1 宽体客机重量数据
Table 1 Wide-body aircraft weight data

序号	航程/nm	座位数/个	起飞重量/t	使用空重/t
1	8099	314	268.0	137.0
2	8315	270	248.0	126.0
3	7991	350	308.0	153.6
4	6400	300	230.0	122.2
5	6749	246	230.0	120.5
6	7650	242	227.9	117.7
7	9450	301	347.8	145.2
8	7930	365	351.5	167.8
9	3250	305	229.5	133.1
10	3800	368	263.0	159.6
11	7700	290	244.9	121.2

基于表1中的数据为拟合数据, 针对线性拟合方法得到式(1)中的参数 $a=0.296, b=57.3721$; 式(2)中的参数 $a=0.6119, b=0.6502$ 。拟合结果如图1和图2所示。

上述两个回归模型的拟合结果与实际数据的对比结果分别见表2和表3, 从表中可以看出, 拟合结果大致与实际数据吻合。通过对两个模型的残差进行分析对比, 可以看

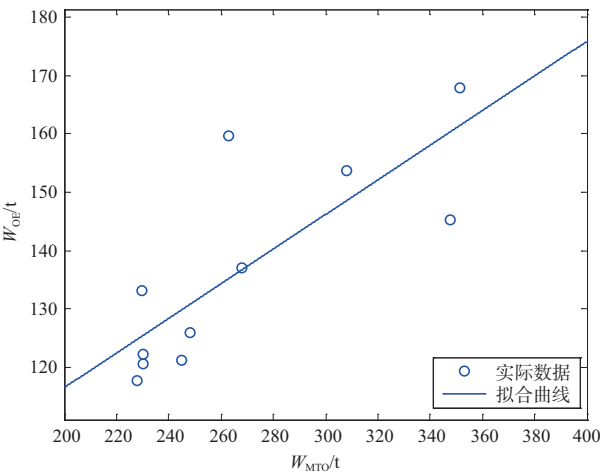


图1 使用空重与最大起飞重量线性拟合
Fig.1 Linear fitting for W_{OE} vs W_{MTO}

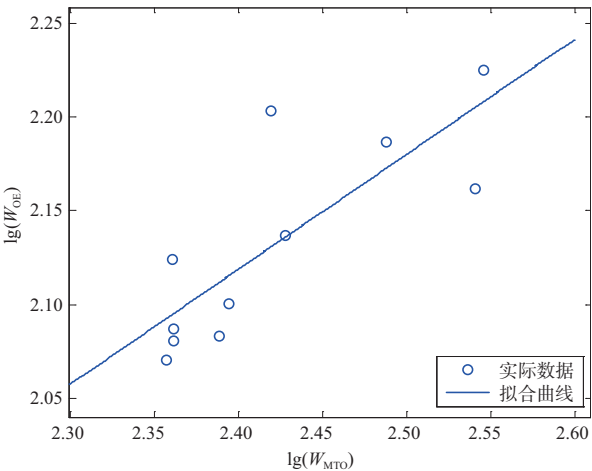


图2 使用空重与最大起飞重量(对数)线性拟合
Fig.2 Linear fitting for logarithm of W_{OE} vs W_{MTO}

表2 线性回归分析结果
Table 2 Estimation results of linear fitting method for W_{OE} vs W_{MTO}

序号	使用空重 实际值/t	使用空重 拟合值/t	偏差/t	偏差率/%
1	137.0	136.67	-0.298	-0.22
2	126.0	130.75	4.782	3.80
3	153.6	148.51	-5.058	-3.29
4	122.2	125.42	3.254	2.66
5	120.5	125.42	4.954	4.11
6	117.7	124.80	7.132	6.06
7	145.2	160.29	15.123	10.42
8	167.8	161.38	-6.381	-3.80
9	133.1	125.27	-7.794	-5.86
10	159.6	135.19	-24.378	-15.27
11	121.2	129.83	8.664	7.15

表3 线性回归分析(对数)
Table 3 Estimation results of linear fitting method for logarithm of W_{OE} vs W_{MTO}

序号	使用空重实际值/t	使用空重拟合值/t	偏差/t	偏差率/%
1	137.0	136.80	-0.196	-0.14
2	126.0	130.44	4.437	3.52
3	153.6	148.94	-4.664	-3.04
4	122.2	124.57	2.366	1.94
5	120.5	124.57	4.066	3.37
6	117.7	123.88	6.180	5.25
7	145.2	160.44	15.235	10.49
8	167.8	161.47	-6.327	-3.77
9	133.1	124.39	-8.706	-6.54
10	159.6	135.21	-24.393	-15.28
11	121.2	129.45	8.249	6.81

出两个回归模型的拟合精度相当,对数拟合结果略好,其平均拟合误差分别为5.69%和5.47%。

基于统计回归的方法在很大程度上取决于飞机重量相关的数据,为了进一步提高估算精度,通常需要尽可能搜集竞争机型和参考机型的数据。在样本数量少的情况下,也可以通过增加参数的方式采用非线性拟合进行估算。通过选用偏最小二乘法计算得到式(3)中的参数为: $a=0.8599$, $b=0.0485$, $c=0.6532$ 。

根据该双参数模型拟合结果,将以上几种模型拟合结果对比,如图3所示。图3中虚线代表实际数据,实线分别代表模型拟合结果。从图3中可以看出,几种拟合模型结果与实际数据的差距基本在合理范围内。双因数非线性拟合结果具体数据见表4。

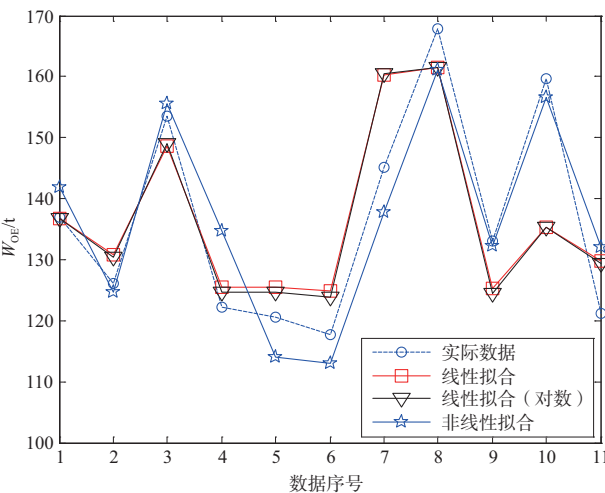


图3 传统线性与非线性拟合方法估算结果对比

Fig.3 Comparison of estimation results between traditional linear and non-linear fitting methods

表4 非线性回归分析

Table 4 Estimation results of non-linear fitting method for W_{OE} vs W_{MTO}

序号	使用空重实际值/t	使用空重拟合值/t	偏差/t	偏差率/%
1	137.0	141.77	4.771	3.48
2	126.0	124.67	-1.329	-1.05
3	153.6	155.54	1.939	1.26
4	122.2	134.77	12.571	10.29
5	120.5	113.92	-6.578	-5.46
6	117.7	113.01	-4.688	-3.98
7	145.2	137.74	-7.464	-5.14
8	167.8	161.19	-6.606	-3.94
9	133.1	132.28	-0.818	-0.61
10	159.6	156.64	-2.956	-1.85
11	121.2	132.08	10.878	8.98

表4中给出了双参数模型的残差值及残差百分比,可以看出其拟合误差在-6%~10%的范围内,平均拟合误差为4.19%;相较于单参数线性模型的拟合误差-15%~10%,缩小了估算的误差范围。说明在数据量相同的情况下,通过非线性拟合方式可以在一定程度上提高估算的精度。

总体来看,传统线性拟合针对某组数据或者说在该组数据的较小邻域范围内有较好的拟合精度,通过增加参数引入非线性拟合在一定程度上能提高拟合精度,但都存在局部拟合误差较大的情况。如线性拟合针对序号1数据的拟合,非线性拟合针对序号2、序号9数据的拟合,拟合精度能达到1%左右。但是在序号7、序号10两组数据的拟合上,线性拟合的误差均超过了10%;在序号4、序号11两组数据的拟合上,非线性拟合误差也接近10%。假设某型飞机座级、航程与拟合误差大的机型参数接近的情况下,可以预见拟合误差就会较大,这将会直接影响整体方案以及后续结构重量、系统重量等方案的制订。

3 神经网络估算分析

近年来,神经网络计算在飞行器设计中得到越来越多的应用,其中曹广生、盛鸣剑等开展了大型客机制造成本分析、交易价格预测,聂润兔、杨任农等建立了飞机飞行性能模型,Yi Xian等构建了高效的飞机结冰预测模型,范周伟等以客机总体主要设计参数为输入,对特性指标进行预测及参数敏感性分析。初步研究表明,相比统计模型、代理模型等传统方法,神经网络方法精度高、收敛速度快、多参数适应性好等,具有更好的数据规律发掘能力和预测能力^[9-13]。本文基于RBF神经网络理论,应用其采用非线性连续变换函数逼近任意函数功能,同时考虑其网络权值参数少,具有小样本和精度高等特点,建立了大型客机使用空机重量估算模型,并开展数值估算与误差分析。

RBF神经网络一般由输入层、隐含层和输出层三层基本网络结构组成^[14],RBF神经网络的基本结构如图4所示,其基本思想是用径向基函数作为隐层单元的“基”构成隐含层,通过把输入参数映射到隐含层,将低维的模式输入变换到高维空间内,然后通过对隐含层每个神经单元加权后输出结果,构成网络的输出。

RBF模型的计算过程基本步骤如下。

(1) 参数选取及网络结构确定

选取表1中航程、座位数作为输入矢量 $x=[x_1, x_2, \dots, x_m]$, m 为输入层神经元的个数;选取使用空机重量为输出矢量 $y=[y_1, y_2, \dots, y_l]$, l 为输出层神经元个数。

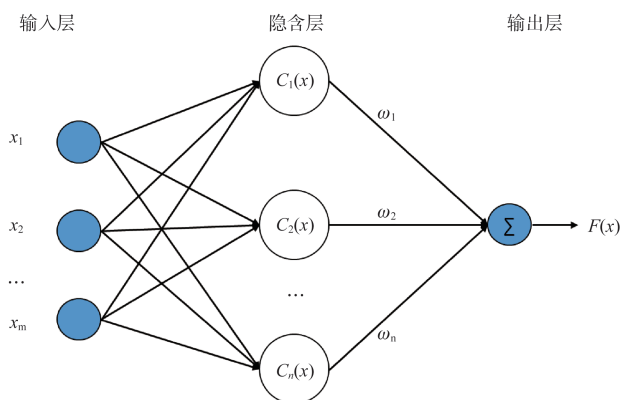


图4 径向基神经网络模型

Fig.4 Radial basis function neural network model

由此可知,本文建立网络的输入神经元选取为2个,输出神经元选取为1个,隐含层神经元数量选取为2个。

(2) 参数的归一化处理

神经网络的激活要求输入范围是[0,1]之间的实数,因此需要对所选参数进行归一化处理。

设 $x_{k\max}$, $x_{k\min}$ 分别为输入样本数据中第 k 个指标参数的最大值和最小值,参数归一化方法如下

$$x'_k = \frac{x_k - x_{k\min}}{x_{k\max} - x_{k\min}} \quad (4)$$

(3) 神经网络的训练

提取表1中所需的数据,以输入—输出数据组的方式构成样本集的数据对,同时选取需要预测的数据对作为测试样本,剩余样本为训练样本。设置网络预测精度,初始化神经网络的权值、阈值矩阵,在不断输入训练样本的过程中,网络反复调整各层神经元之间的权值,直到误差小于规定值。

(4) 检验神经网络精度

完成神经网络的训练后,输入测试样本对网络精度进行测试并计算实际误差。若测试结果符合精度要求,则该网络可用于对大型客机使用空机重量进行估算,否则要重新修改网络并考虑输入项的选取是否合理。

鉴于样本数量较少,本文依次选取各组数据作为测试样本,按照上述方法将各参数进行归一化处理。将每个样本中选取的两个输入参数作为输入向量的两个元素,而飞机使用空机重量作为输出向量建立神经网络模型,应用Matlab径向基神经网络工具箱实现对上述人工神经网络的训练和仿真,利用测试数据对训练好的神经网络进行测试,得到结果见表5。

从表5中可以看出,RBF神经网络拟合偏差控制在

表5 RBF神经网络估算结果

Table 5 Estimation results of RBF neural network model for W_{OE} vs W_{MTO}

序号	使用空重 实际值/t	使用空重 拟合值/t	偏差/t	偏差率/%
1	137.0	130.61	-6.39	-4.66
2	126.0	120.23	-5.77	-4.58
3	153.6	158.41	4.81	3.13
4	122.2	123.68	1.48	1.21
5	120.5	113.71	-6.79	-5.64
6	117.7	122.85	5.15	4.38
7	145.2	143.26	-1.94	-1.33
8	167.8	160.23	-7.57	-4.51
9	133.1	127.45	-5.65	-4.25
10	159.6	166.02	6.42	4.02
11	121.2	126.91	5.71	4.71

-6%~5%,拟合精度相比上文中几种方法都有较大幅度提升。神经网络估算平均误差在3.86%,从拟合偏差数据来看,拟合误差大部分分布在±5%,不存在上述方法中局部拟合误差较高的情况,拟合偏差较稳定,适用于各种拟合场景。

因本文中涉及的机型数据来源不一,使用了序号来表示,其中各种机型的设计、生产时间不统一,甚至年代跨度较大,涉及几代机型,这就导致因时间因素产生的设计水平、材料水平、制造工艺等对数据的可比性造成一定影响,从而也造成测试数据预测结果的误差。另外,考虑到目前宽体机型的样本数据量偏少,待搜集数据更多、参数更丰富后,预测结果还会有一定的提升。

4 结论

飞机使用空机重量估算是大型客机研制过程中一个非常重要的课题。在飞机概念方案设计阶段,特征重量的初期确定非常关键,需要进行反复计算和迭代,需要采用不同的数学工具、预测方法应用于这一过程。

本文针对使用空机重量估算的三种传统的预测模型进行了研究,并对其预测精度进行了分析。随着神经网络模型在统计分析数值预测中的广泛应用,本文在大型客机特征重量的估算中也进行了有益尝试,实现了概念方案阶段飞机重量与其他飞机主要参数之间的非线性关系的逼近,为准确、快捷地分析和估算大型客机特征重量提供了一种新方法。预测结果显示,非线性估算方法提高了使用空机重量的估算精度,神经网络模型能更好地反映重量与飞机各参数间的隐形关系,而且鲁棒性好,为飞机特征重量的

估算提供了新的思路。

AST

参考文献

- [1] Kroo I. Aircraft design: Synthesis and analysis[M]. Stanford, CA: Desktop Aeronautics, Inc., 2006.
- [2] 杨华保. 战斗机战术技术要求的分析和全机重量的计算[J]. 西北工业大学学报, 2001, 19(2): 238-241.
Yang Huabao. An accurate estimate of take-off weight of fighter aircraft at conceptual design stage[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2001, 19(2): 238-241. (in Chinese)
- [3] Raymer D. Aircraft design: A conceptual approach: AIAA education series[D]. Washington D.C.: American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc., 1989.
- [4] 李成功, 程静, 刘沛清. 大型民用客机起飞重量估算方法[J]. 航空学报, 2009, 30(4): 649-653.
Li Chenggong, Cheng Jing, Liu Peiqing. Take-off weight calculation method for civil airplanes[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(4): 649-653. (in Chinese)
- [5] 陈迎春, 宋文滨. 民用飞机总体设计[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2010.
Chen Yingchun, Song Wenbin. Civil aircraft design[M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 2010. (in Chinese)
- [6] Brown N. Next generation transport concepts and enabling technology research at NASA[R]. NASA-20140011013, 2014.
- [7] 《飞机设计手册》总编委会. 飞机设计手册: 第8册: 重量平衡与控制[M]. 北京: 航空工业出版社, 2000.
Editorial Board of Aircraft Design Manual. Aircraft design manual volume VIII: Weight and balance[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2000. (in Chinese)
- [8] Roskam J. Airplane design part I: Preliminary sizing of airplanes [M]. Lawrence, Kansas, 1999.
- [9] 曹广生, 乐光, 陶金亮, 等. 基于 RBF 神经网络的大型客机制造成本分析[J]. 电子设计工程, 2013, 21(1): 41-46.
Cao Guangsheng, Le Guang, Tao Jinliang, et al. Analysis of fabricating cost of large aircraft based on RBF neural networks [J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(1): 41-46. (in Chinese)
- [10] 盛鸣剑, 张康. 基于 BP 神经网络的民用飞机交易价格预测[J]. 中国民航大学学报, 2017, 35(3): 49-53.
Sheng Mingjian, Zhang Kang. Research on transaction price forecasting of civil airplane based on BP neural network[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2017, 35(3): 49-53. (in Chinese)
- [11] 聂润兔, 邢洪亚, 谢春生. 基于 BP 神经网络的飞机性能计算[J]. 航空计算技术, 2015, 45(6): 1-8.
Nie Runtu, Xing Hongya, Xie Chunsheng. Aircraft performance calculation based on BP neural network[J]. Aeronautical Computing Technique, 2015, 45(6): 1-8. (in Chinese)
- [12] 杨任农, 张振兴, 张滢, 等. 基于 NARX 神经网络的飞机飞行性能模型预测[J]. 西北大学学报, 2017, 47(1): 7-12.
Yang Rennong, Zhang Zhenxing, Zhang Ying, et al. Prediction of aircraft flight performance model based on NARX neural network[J]. Journal of Northwest University, 2017, 47(1): 7-12. (in Chinese)
- [13] Xian Y, Qiang W, Congcong C, et al. Prediction model of aircraft icing based on deep neural network[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 38(4): 535-544.
- [14] 范周伟, 余雄庆, 王朝, 等. 基于深度神经网络的客机总体设计参数敏感性分析[J]. 航空学报, 2021, 42(4): 524353.
Fan Zhouwei, Yu Xiongqing, Wang Chao, et al. Sensitivity analysis of key design parameters of commercial aircraft using deep neural network[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 524353. (in Chinese)
- [15] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1996.
Jiao Licheng. Neural network system theory[M]. Xi'an: XiDian University Press, 1996. (in Chinese)

Research on Estimation Methods of Operational Empty Weight for Civil Aircraft

Cheng Jiangtao, Bai Lu, Yuan Changyun, Zhang Zheng

COMAC Beijing Aircraft Technology Research Institute, Beijing 102211, China

Abstract: The operational empty weight (OEW) is one of the most important parameters in the aircraft conceptual design, and its relative size directly reflects the design efficiency of the aircraft, which represents the advanced nature of the aircraft in terms of material application, structural design, system architecture and so on. This paper studies several commonly used methods for estimating operational empty weight at present, then the applicability of traditional linear fitting methods and nonlinear fitting methods in practical applications is analyzed and compared by estimating the OEW for the wide-body aircraft as an example. On this basis, considering the small number of aircraft samples, less design parameter data and the advantages of the neural network method, a new estimating model of the operational empty weight for large aircraft is established based on RBF neural networks and applied to the aircraft weight estimation, the results show that the new method greatly improves the estimation accuracy and has direct reference for the estimation of operational empty weight in the conceptual design stage of civil aircraft.

Key Words: operational empty weight; civil airplane; estimation methods; linear fitting; non-linear fitting; RBF neural network