

文章编号: 2095-2163(2023)03-0226-05

中图分类号: TP103

文献标志码: A

# 基于遗传算法优化 BP 神经网络的飞机油耗预测方法

邹春玲, 熊静, 刘超, 严宇

(上海工程技术大学 航空运输学院, 上海 201620)

**摘要:** 飞机油耗的精准预测可以有效减少环境污染、节约燃油能源、为航空公司降低运营成本。为了提高飞机油耗的预测精度,本文采用主成分分析方法从 QAR 数据中选择对飞机油耗影响较大的地速、纵向加速度、垂直加速度、风速、风向、倾斜角、空速、气压高度作为 BP 神经网络的输入变量,提出了基于遗传算法优化反向传播神经网络的飞机油耗预测方法。通过 Matlab 仿真软件建立了预测模型,以某航空公司飞机下降阶段 QAR 数据为基础进行验证实验。实验结果显示,该模型的预测精度优于传统的 BP 神经网络模型,预测性能更好。

**关键词:** BP 神经网络; 遗传算法; 飞机油耗预测; QAR 数据

## Aircraft fuel consumption prediction method based on BP neural network optimized by genetic algorithm

ZOU Chunling, XIONG Jing, LIU Chao, YAN Yu

(School of Air Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** Accurate prediction of aircraft fuel consumption can effectively reduce environmental pollution, save fuel energy, and reduce operating costs for airlines. In order to improve the prediction accuracy of aircraft fuel consumption, the ground speed, longitudinal acceleration, vertical acceleration, wind speed, wind direction, tilt angle, airspeed and air pressure height with greater influence on aircraft fuel consumption are selected from the QAR data by principal component analysis method, and an aircraft fuel consumption prediction method based on genetic algorithm optimization backpropagation neural network is proposed. A predictive model is established through Matlab simulation software, and a verification experiment is conducted based on the QAR data of the aircraft descent phase of an airline. Experimental results show that compared with the traditional BP neural network, the model predicts the effect more accurately and the prediction performance is better.

**[Key words]** BP neural network; genetic algorithm; aircraft fuel consumption prediction; QAR data

## 0 引言

据航空公司的统计资料表明,航空器的燃油生产成本已超过了航空公司运营成本的百分之四十以上<sup>[1]</sup>。过度的飞机燃料消耗,不但为中国航空的经营成本增加了很大压力,同时也给国内的节能减排工作带来了巨大挑战。因此,如何对飞机燃油油耗进行精准的预测减少飞机油耗量成为学术界与工业界关注的热点问题。

国内外学者在飞机油耗预测方面进行了大量的研究。Baklacioglu<sup>[2]</sup>使用遗传算法优化的 BP 神经

网络模型来模拟飞行阶段的飞行高度与真实空速及飞机油耗之间的关系。Ma 等学者<sup>[3]</sup>开发了一种基于遗传算法的双机身飞机 MOD 框架,并将其用于飞机配置优化中。Baumann 等学者<sup>[4]</sup>使用神经网络和决策树 2 种机器学习算法应用到飞机不同飞行阶段和整个飞行任务的燃油消耗数据建模中,通过实验结果对比出 2 种方法的优劣。颜艳<sup>[5]</sup>构建了 2 种 BP 神经网络油耗预测模型,并将其应用到整个航段的飞机油耗预测中,同时采用 MIV 算法和敏感度分析法对模型的影响因素进行了分析。魏志强等学者<sup>[6]</sup>以空客 A320 机型的数据为基础,使用 BP 神经

**基金项目:** 上海市自然科学基金面上项目(21ZR1423800)。

**作者简介:** 邹春玲(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:智能算法与飞机油耗预测;熊静(1979-),女,副教授,硕士生导师,主要研究方向:交通通信、智能信息处理;刘超(1998-),男,硕士研究生,主要研究方向:数字孪生、数据挖掘;严宇(1997-),男,硕士生,主要研究方向:优化算法、交通运输规划。

**通讯作者:** 熊静 Email: crystal\_420@126.com

收稿日期: 2022-05-16

网络来对不可预期燃油进行预测。刘家学等学者<sup>[7]</sup>构建了一种改进深度信念网络的方法,并将其应用在飞机下降阶段的飞机油耗预测中,以此提高飞机油耗预测的精度。

上述研究大多数是采用BP神经网络对飞机油耗某个阶段进行预测,但如果BP神经网络初始权值和阈值的位置选择不合适会导致网络的收敛速度慢、陷入局部最优值,针对这些问题,研究学者采用遗传算法对BP神经网络进行优化<sup>[8]</sup>。但目前该优化算法在飞机油耗预测领域应用较少,其个别应用多数使用单个参数进行研究,而飞机油耗量和众多因素相关。另外,有些建模未基于实际数据进行仿真实验,在实际应用中有一定局限性。因此,本文采用主成分分析法选择QAR数据中对飞机下降阶段影响较大的几个参数,建立基于遗传算法优化BP神经网络的飞机油耗预测模型,通过Matlab软件实现预测模型,并以某航空公司飞机QAR数据进行验证实验,将其预测精度与传统的BP神经网络进行对比分析,以验证其在飞机油耗量预测精准度上的提升。

### 1 BP神经网络

BP神经网络是Rumelhart等学者<sup>[9]</sup>在1986年提出来的概念。BP神经网络在训练的过程中,数据可以通过权重从输入层传递到隐藏层,经过隐藏层非线性计算后再作用于输出层,输出层通过计算与实际值之间的误差来调节数据传递过程中的权值和阈值<sup>[10]</sup>。3层BP神经网络包含了一个输入层、一个隐藏层和一个输出层,其结构如图1所示。

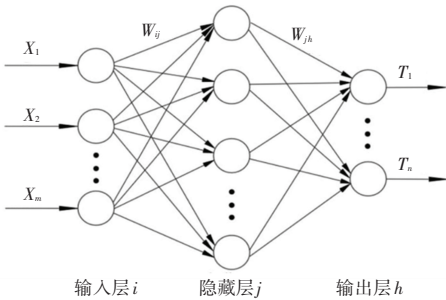


图1 3层BP神经网络结构图

Fig. 1 Three-layer BP neural network structure diagram

BP神经网络训练过程的步骤如下:

(1)网络初始化。按照网络输入输出顺序( $X, T$ ),来设定网络的输入层节点数 $n$ 、隐藏层节点数 $l$ 、输出层节点数 $m$ ,输入层到隐藏层的连接权值 $w_{ij}$ ,隐藏层到输出层的连接权值 $w_{jh}$ ,初始化隐藏层阈值 $a_j$ ,输出层阈值 $b_h$ ,并且给定了学习速率 $\eta$ 和神经元

的激励函数 $g(x)$ 。其中, $i=1, \dots, n, j=1, \dots, l, h=1, \dots, m, g(x)$ 取Sigmoid函数,数学公式具体如下:

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

(2)隐藏层的输出。隐藏层输出 $H_j$ 的数学公式具体如下:

$$H_j = g\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + a_j\right) \quad (2)$$

(3)输出层的输出。输出层输出 $O_h$ 的数学公式具体如下:

$$O_h = \sum_{j=1}^l H_j w_{jh} + b_h \quad (3)$$

(4)误差计算。误差 $E$ 的数学公式具体如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^m Y_h - O_h \quad (4)$$

其中, $Y_h$ 为期望输出。记 $Y_h - O_h = e_h$ ,则 $E$ 可以表示为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^m e_h^2 \quad (5)$$

(5)权值更新。权值的更新公式具体如下:

$$\begin{cases} w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{h=1}^m w_{jh} e_h \\ w_{jh} = w_{jh} + \eta H_j e_h \end{cases} \quad (6)$$

(6)阈值更新。阈值的更新公式具体如下:

$$\begin{cases} a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{h=1}^m w_{jh} e_h \\ b_h = b_h + \eta e_h \end{cases} \quad (7)$$

(7)判断算法是否迭代结束,若没有结束,返回步骤(2)。

BP神经网络训练过程流程如图2所示。

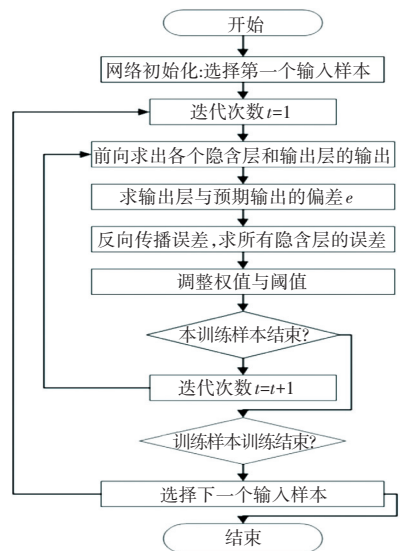


图2 BP神经网络训练流程图

Fig. 2 BP neural network training flowchart

## 2 基于遗传算法优化 BP 神经网络的预测模型

遗传算法最早是由 Holland 于 20 世纪 70 年代提出,是一种通过选择、交叉和变异三个基本遗传算子操作来对种群个体进行逐代寻优,然后通过对 BP 神经网络的权值和阈值不断更新,最终获得全局最优解的随机搜索算法<sup>[11-12]</sup>。遗传算法的步骤如下。

(1) 初始值编码:遗传算法在对问题求解前要将定义问题的变量编码为二维的参数向量。本文采取实数编码方法。

(2) 初始化种群:随机生成  $W = (W_1; W_2; \dots; W_p)$  的初始种群,种群个体数设为  $P$ ,通过线性插值函数生成个体  $W_i, W_1, W_2, \dots, W_s$  为算法的一个染色体。

(3) 计算种群个体适应度值:利用训练误差平方和作为计算种群个体适应值。

(4) 选择:采用轮盘赌法,选择概率可由式(8)计算求出:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^p f_i} \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (8)$$

其中,  $f_i$  为适应度值倒数,  $p$  为种群规模。

(5) 交叉:基因  $W_q$  在  $j$  位的交叉操作和基因  $W_s$  在  $j$  位的交叉操作分别按如下公式进行:

$$W_{qj} = W_{qj}(1 - b) + W_{sj}b \quad (9)$$

$$W_{sj} = W_{sj}(1 - b) + W_{qj}b \quad (10)$$

其中,  $b$  是  $[0, 1]$  间的随机数。

(6) 变异:第  $i$  个个体的第  $j$  个基因进行种群变异,其操作可由如下公式进行描述:

$$W_{ij} = \begin{cases} W_{ij} + (W_{ij} - W_{\max})f(g) & r \geq 0.5 \\ W_{ij} + (W_{\min} - W_{ij})f(g) & r < 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

$$f(g) = r_2(1 - g/G_{\max}) \quad (12)$$

其中,  $W_{\max}, W_{\min}$  分别为基因  $W_{ij}$  的最大值和最小值;  $G_{\max}$  为最大进化次数;  $g$  为当前迭代次数;  $r$  为  $[0, 1]$  间的随机数;  $r_2$  是随机数。

(7) 获得新种群:重复(4)~(6)步骤,直到输出最优解。

GA 优化 BP 神经网络的流程如图 3 所示。

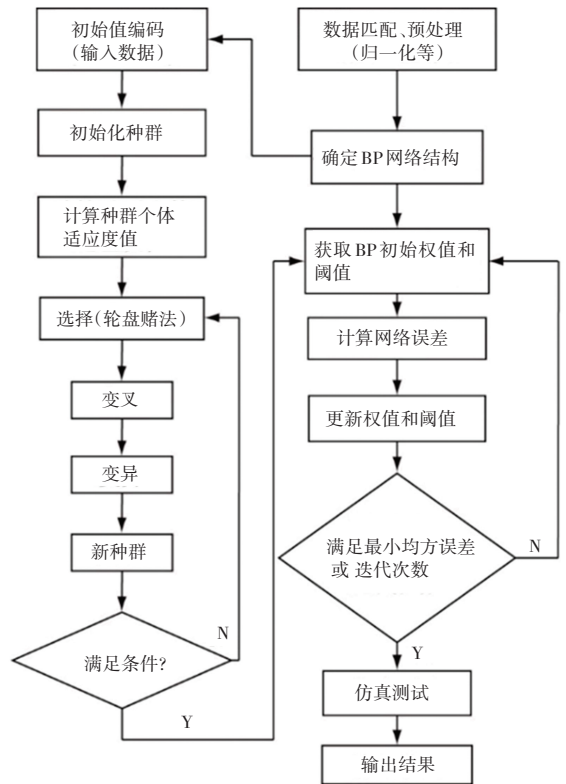


图 3 GA 优化 BP 神经网络流程图

Fig. 3 GA-optimized BP neural network flowchart

## 3 仿真实验

### 3.1 实验环境及数据来源

实验在 Matlab R2016a 环境下构建基于遗传算法优化 BP 神经网络的飞机油耗预测模型。本文实验的 QAR 数据来源于某航空公司,选择 200 组 QAR 数据样本进行实验,同时选取地速、纵向加速度、垂直加速度、风速、风向、倾斜角、空速、气压高度、俯仰角、大气温度、飞机质量、发动机工作状态 12 个飞行参数<sup>[13]</sup>。其中,96%的数据用于训练,其余 4%的数据用于测试。为了更精准地预测模型,采用主成分分析法从 12 个飞行参数中选取对飞机燃油消耗影响比较大的主成分进行实验。对 12 个参数进行主成分分析得到的碎石图如图 4 所示。

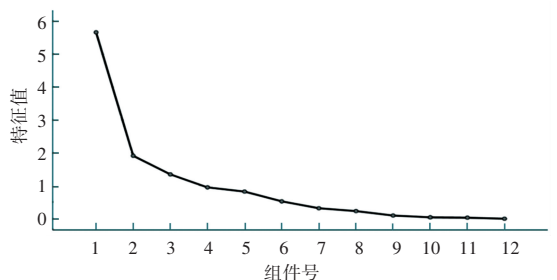


图 4 飞机油耗主成分分析碎石图

Fig. 4 Analysis of the principal components of aircraft fuel consumption in a lithotripsy chart

从图 4 中可以看出,第 8 个参数后的特征值几乎趋于 0,对飞机油耗的影响程度较小,故只选取前 8 个参数作为神经网络的输入。

### 3.2 GA-BP 神经网络的输入和输出数据

实验的输入参数有地速、纵向加速度、垂直加速度、风速、风向、倾斜角、空速、气压高度共 8 种参数,输出参数为预测航线燃油油量这一种参数。经 GA-BP 神经网络模型计算后得出预测的航线油量。由于每个参数的量纲不同,输入参数在输入神经网络前要先进行归一化处理,使输入参数转化

为[0,1]之间的无量纲数据,研究推得的数学公式为:

$$X_{tn} = \frac{X_{in} - X_{tmin}}{X_{tmax} - X_{tmin}} \quad (13)$$

其中,  $X_{tn}$  为第  $t$  个参数中第  $n$  个值归一化后的值;  $X_{in}$  为第  $t$  个参数中第  $n$  个值归一化前的值;  $X_{tmax}$  为第  $t$  个参数中的最大值;  $X_{tmin}$  为第  $t$  个参数中的最小值。部分归一化前的数据见表 1,部分归一化后的数据见表 2。

表 1 部分归一化前的数据

Tab. 1 Data before partial normalization

地速	纵向加速度	垂直加速度	风速	风向	倾斜角	空速	气压高度	燃油油量
254	-0.007 80	1.004	14	261.56	-0.44	240.38	4 916	5 338
383	0.001 95	0.977	89	239.77	-0.09	286.00	30 240	4 269
212	0.050 80	0.965	17	262.27	-2.64	192.50	4 592	5 355
315	0.007 80	0.977	53	234.84	-1.58	268.88	19 092	4 598
317	0.003 90	0.977	51	237.66	-1.76	269.88	18 824	4 606
319	-0.003 90	0.977	49	239.06	-1.93	269.88	18 556	4 613
24	-0.003 90	0.984	6	198.98	-2.72	270.38	36	5 749
24	-0.035 20	0.984	6	198.98	-2.46	137.00	36	5 748
17	0.007 80	1.016	6	258.05	-1.90	132.88	32	5 740
139	0.003 90	0.957	5	214.45	-2.72	271.50	84	5 693

表 2 部分归一化后的数据(保留两位小数)

Tab. 2 Partially normalized data (keeps two decimal places)

地速	纵向加速度	垂直加速度	风速	风向	倾斜角	空速	气压高度	燃油油量
0.25	0.16	-0.37	-0.75	0.64	0.36	0.67	-0.67	0.44
0.92	0.29	-0.53	0.98	0.11	0.53	0.99	0.99	-1.00
0.04	0.45	-0.60	-0.68	0.66	-0.70	0.34	-0.69	0.47
0.57	0.24	-0.53	0.15	-0.01	-0.19	0.88	0.26	-0.55
0.58	0.22	-0.53	0.10	0.06	-0.28	0.88	0.24	-0.54
0.59	0.18	-0.53	0.06	0.09	-0.36	0.88	0.22	-0.53
-0.93	0.03	-0.49	-0.93	-0.88	-0.74	-0.05	-0.99	1.00
-0.93	0.24	-0.49	-0.93	-0.88	-0.62	-0.08	-0.99	0.99
-0.70	0.22	-0.49	-0.93	-0.88	-0.35	0.89	-0.99	0.98
-0.34	0.28	-0.29	-0.95	0.56	-0.74	-0.05	-0.99	0.92

### 3.3 GA-BP 神经网络的训练

BP 神经网络模型使用三层网络结构,其中输入层节点数为 8,隐含层节点数为 6,输出层节点数为 1。BP 神经网络具体的参数设置见表 3,GA 的参数设置见表 4。实验的误差使用平均相对误差(MRE)、均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)来进行评估。3 种误差计算公式分别见下式:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_p} |x_i - \hat{x}_i| \quad (14)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_p} (x_i)^2} \quad (15)$$

$$MSE = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (16)$$

其中,  $x_i$  是真实值;  $\hat{x}_i$  是预测值;  $N_p$  是实验总样本。

表 3 BP 神经网络参数设置

Tab. 3 BP neural network parameters settings

训练次数	学习率	训练目标	训练函数	传递函数
1 000	0.01	0.000 04	tansig	Purelin,trainbfg

表 4 GA 参数设置

Tab. 4 GA parameter settings

种群规模	变异概率	进化代数	交叉概率
10	0.1	10	0.3

### 3.4 实验仿真结果

用经过预处理后的数据对模型进行训练,并将

训练后的预测模型通过测试集进行检验,再将 BP 神经网络与遗传算法优化的 BP 神经网络的检验结果进行对比。研究得到的 BP 神经网络预测结果见图 5,遗传算法优化 BP 神经网络预测结果见图 6。从图 5、图 6 可看出,遗传算法优化的 BP 神经网络对飞机油耗量预测结果比 BP 神经网络精确性更高。

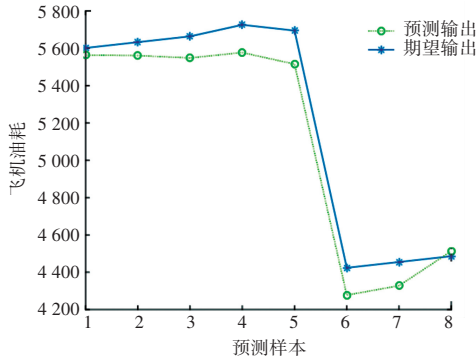


图 5 BP 神经网络预测结果

Fig. 5 Prediction results of BP neural network

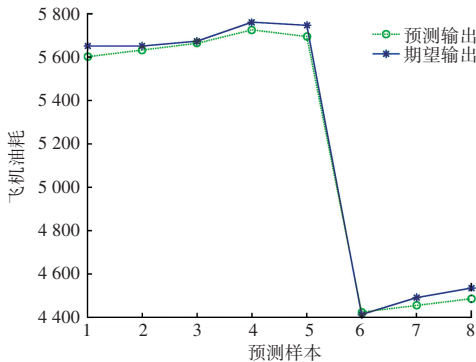


图 6 遗传算法优化 BP 神经网络预测结果

Fig. 6 Prediction results of GA-optimized BP neural network

通过测试集数据对预测模型进行预测后,使用  $MAE$ 、 $MAPE$  以及  $RMSE$  三种计算方法分别计算各个模型的相对误差,误差对比情况见表 5。从表 5 可以看出,GA-BP 神经网络预测模型的  $MAE$ 、 $MAPE$  以及  $RMSE$  与 BP 神经网络预测模型相比分别提高了 4.605 6、0.013 8、4.202 6。

表 5 模型预测误差对比

Tab. 5 Comparison of model prediction errors

预测模型	$MAE$	$MAPE$	$RMSE$
BP	9.139 0	0.020 1	27.415 8
GA-BP	4.533 4	0.006 3	23.213 2

通过对预测结果及 3 种预测模型的  $MAE$ 、 $MAPE$  及  $RMSE$  进行分析,可看出遗传算法优化的 BP 神经网络模型具有更好地稳定性和精确性,对飞机油耗的预测更准确,在实际应用中的可行性也更好。

## 4 结束语

提出了一种基于遗传算法优化 BP 神经网络的飞机油耗预测模型。仿真结果表明,与传统 BP 神经网络相比,此模型具有更好的预测性能,能提高飞机油耗预测精度,为飞机油耗提供了新的预测模型和方法。但却只将该模型用到了飞机下降阶段的油耗预测中,未来可考虑该模型在其它航段的实际应用。

## 参考文献

- [1] 李宜. 航空节油飞行策略研究及分析软件的设计和开发[D]. 成都:电子科技大学,2010.
- [2] BAKLACIOGLU T. Modeling the fuel flow - rate of transport aircraft during flight phases using genetic algorithm - optimized neural networks[J]. Aerospace Science & Technology, 2016, 49: 52-62.
- [3] MA Yiyuan, ELHAM A. Twin - fuselage configuration for improving fuel efficiency of passenger aircraft [J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 118: 107000.
- [4] BAUMANN S, KLINGAUF U. Modeling of aircraft fuel consumption using machine learning algorithms [J]. CEAS Aeronautical Journal, 2020, 11: 277-287.
- [5] 颜艳. 基于神经网络的 A330 多因素油耗模型研究[D]. 天津:中国民航大学,2015.
- [6] 魏志强, 胡杨. 基于 BP 神经网络的不可预期燃油计算方法[J]. 飞行力学, 2019, 37(06): 7-11, 16.
- [7] 刘家学, 尹鹏. 改进深度信念网络在飞机下降段油耗估计中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(08): 69-74.
- [8] 谷润平, 来靖晗, 魏志强. 基于改进 BP 神经网络的飞行落地剩油预测方法[J]. 飞行力学, 2020, 38(04): 76-80, 86.
- [9] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning internal representations by error propagation [J]. Nature, 1986, 323: 533-536.
- [10] 张峰峰, 张欣, 陈龙, 等. 采用改进遗传算法优化神经网络的双目相机标定[J]. 中国机械工程, 2021, 32(12): 1423-1431.
- [11] HOLLAND J. Adaptation in natural and artificial systems; An introductory analysis with application to biology, Control & Artificial Intelligence[M]. 2<sup>nd</sup> ed. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [12] 刘萍, 俞焕. 一种改进的自适应遗传算法[J]. 舰船电子工程, 2021, 41(06): 101-104.
- [13] 刘婧. 基于飞行数据分析的飞机燃油估计模型[D]. 南京:南京航空航天大学,2010.