

基于遗传算法的压气机性能曲线拟合方法研究

路绪坤¹, 张士杰¹, 迟金玲², 王波³

(1. 中国科学院大学, 北京 100049; 2. 中国矿业大学 机械工程系, 北京 100083;

3. 中国科学院工程热物理研究所 先进能源动力重点实验室, 北京 100190)

摘要: 为了研究人工神经网络在压气机性能曲线拟合中的应用, 分别利用 BP 神经网络、RBF 神经网络、极限学习机以及 BP-GA 神经网络对某微型燃气轮机压气机的性能映射关系进行模拟, 分析了不同网络模型在压气机特性曲线拟合上的优劣, 以及样本容量对不同神经网络模型性能的影响。结果表明: BP-GA 神经网络模型不仅收敛速度快, 而且精度高; 相比传统 BP 神经网络模型, 其平均绝对百分比误差可控制在 0.189% 以内, 训练时间可缩短至 19.07 s; 当样本容量较少时, 传统 BP 神经网络模型不再适用, 而基于遗传算法的 BP-GA 模型仍然保持较高的精度。

关键词: 压气机特性; 神经网络; 遗传算法; 曲线拟合

中图分类号: TK472

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlge.2022.01.014

[引用本文格式] 路绪坤, 张士杰, 迟金玲, 等. 基于遗传算法的压气机性能曲线拟合方法研究[J]. 热能动力工程, 2022, 37(1): 105-109. LU Xu-kun, ZHANG Shi-jie, CHI Jin-ling, et al. Research on the fitting method of compressor performance curve based on genetic algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(1): 105-109.

Research on the Fitting Method of Compressor Performance Curve based on Genetic Algorithm

LU Xu-kun¹, ZHANG Shi-jie¹, CHI Jin-ling², Wang Bo³

(1. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, China, Post Code: 100049; 2. Department of Mechanical Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing, China, Post Code: 100083;

3. Key Laboratory of Advanced Energy and Power, Institute of Engineering Thermophysics of Chinese Academy of Sciences, Beijing, China, Post Code: 100190)

Abstract: In order to study the artificial neural network application in the compressor performance curve fitting, the mapping relationship of a certain micro gas turbine compressor performance was simulated by using BP neural network, RBF neural network, extreme learning machine and BP-GA neural network respectively, the advantages and disadvantages of different network models in compressor characteristic curve fitting and the influence of sample size on the performance of different neural network models were analyzed. The results show that the BP-GA neural network model not only has fast convergence speed, but also has high precision. Compared with the traditional BP neural network model, the average absolute percentage error can be controlled to no more than 0.189%, and the training time can be shortened to 19.07 seconds. When the sample size is small, the traditional BP neural network model is no longer applicable, while the BP-GA model based on genetic algorithm still maintains a high accuracy.

Key words: compressor characteristic, neural network, genetic algorithm, curve fitting

收稿日期: 2021-02-02; 修订日期: 2021-04-01

基金项目: 国家科技重大专项(2017-I-0002-0002)

Fund-supported Project: National Science and Technology Major Project(2017-I-0002-0002)

作者简介: 路绪坤(1993-), 男, 河南商丘人, 中国科学院大学硕士研究生。

通讯作者: 张士杰(1971-), 男, 河南焦作人, 中国科学院大学研究员。

引 言

目前,压气机特性曲线表示方法可归纳为插值法、拟合法和通用数学表达法等。插值法使用网格离散现有数据点,然后通过二维插值获取其他工况点特性参数。如果插值点不在网格上,则需要多次插值,进而导致计算量大、精度降低等问题。拟合法是将压气机特性曲线拟合为回归函数,一般又分为多项式拟合^[1-2]和椭圆曲线拟合^[3]。该方法可以以任意精度逼近非线性曲线,但对于坐标变换时拟合阶次的选择没有统一有效的办法,如果选取方法不当,则存在操作复杂且费时费力等问题。通用数学表达式法虽然可以根据任意参考点数据快速求解整个运行范围任意工况点数据,然而在喘振边界和堵塞边界处误差较大,且对于不同型号的压气机需要结合已知数据对数学表达式的各项系数做适当修正,应用场合有限^[4]。这些方法能够在一定范围内逼近压气机特性曲线,但也存在一些问题。

人工神经网络作为一种有效的基于数据的建模方法,因其具有非线性处理和存储大量实验数据的能力而被广泛应用。Lazzaretto 等人^[5-6]把神经网络与解析模型结合起来,分析了 IGV 对压气机性能曲线的影响。陈策等人^[7]利用 BP 神经网络模型实现了压气机特性的三维逼近。Jingzhou Fei 等人^[8]提出了一种结合前馈 BP 神经网络和高斯核函数的新型人工神经网络,用于压缩机性能预测。

尽管众多学者开始着手利用神经网络进行压气机非线性拟合的相关研究,然而,现有的文献很少报道模型间的对比研究以及基于智能算法的模型优化。本文以某微型燃气轮机压气机为研究对象,提出了一种快速确定网络结构的方法,并基于不同模型间的性能差异进行模型选择,针对传统神经网络拟合精度上的不足,引入遗传算法(Genetic Algorithm, GA)对传统 BP 神经网络进行优化,所建立的基于遗传算法的 BP-GA 模型不仅收敛速度快,而且精度高,可作为传统插值模型的替代模型。

1 压气机性能曲线

压气机的工作状态由 4 个参数确定:折算压比

π 、折算效率 η 、折算流量 $\dot{m}$ 和折算转速 n 。在实际应用中,通常将折算压比 π 和折算效率 η 表示为折算流量 $\dot{m}$ 和折算转速 n 的函数关系式:

$$\pi = f(\dot{m}, n) \quad (1)$$

$$\eta = f(\dot{m}, n) \quad (2)$$

图 1 为某典型微型燃气轮机压气机特性曲线图。在高速区,压气机压比对流量的变化非常敏感,很小的流量变化就会导致压比急速变化,不利于特性曲线的插值和外推。为此,将压比特性表示为^[9]:

$$\dot{m} = f(\pi, n) \quad (3)$$

即将折算转速和折算压比作为神经网络的输入,折算流量和折算效率作为神经网络的输出,所建模型的结构为双输入、双输出结构。

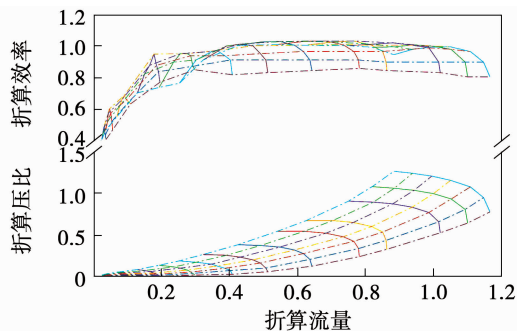


图 1 压气机特性曲线

Fig. 1 Compressor characteristic curves

为便于压气机特性参数的读取和计算,引入压气机特性图辅助变量(compressor map variable, CMV)。定义了 CMV 后,压气机特性曲线上的点可表示为 CMV(图 1 虚线)和折算转速 n (图 1 实线)的二维表格,通过对其插值即可获取训练数据。

2 神经网络模型描述

2.1 BP 神经网络

单隐含层 BP 神经网络模型和双隐含层 BP 神经网络模型均方根误差(root mean square error, RMSE)随隐含层节点数的变化如图 2 所示。由于单层结构无法达到预期的效果,因此选择双隐含层结构的 BP 神经网络。并且双隐含层 BP 神经网络的结构为 2-[30, 12]-2 时,模型均方根误差最小。即第 1 隐含层层数为 30,第 2 隐含层层数为 12,拟合精度最优。

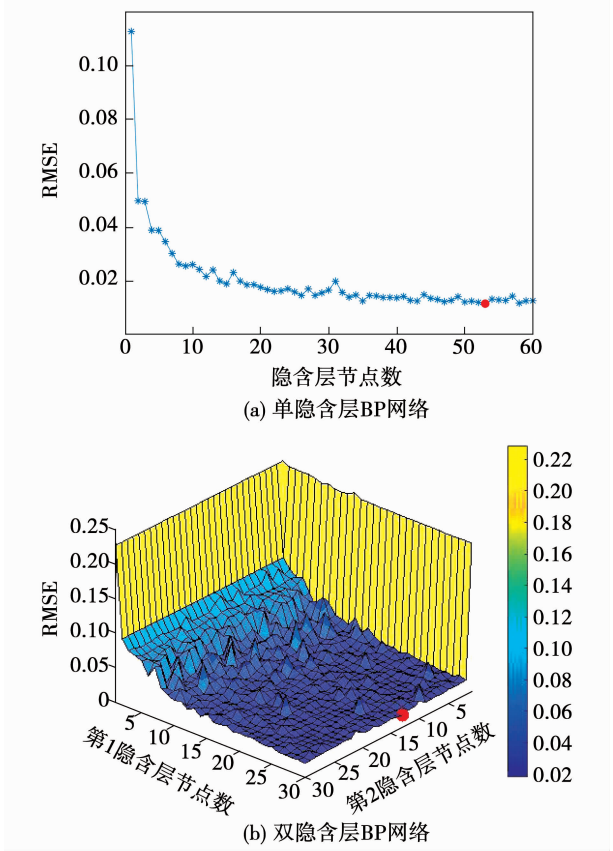


图 2 均方根误差随隐含层节点数的变化
Fig.2 Variation of root-mean-square error (RMSE)
with the number of nodes in hidden layers

对于 BP 神经网络传输函数的选择, MATLAB 神经网络工具箱中主要提供了 3 种节点传输函数。通过对比, 隐含层传输函数选择对数函数、输出层传输函数选择线性函数时, 网络性能最优。

BP 神经网络所涉及到的训练算法众多。选择 L - M 算法 (Levenberg-Marquardt), 将平方和误差作为损失函数。该算法训练速度快, 但也存在占用内存大, 容易出现过拟合现象等问题。为了避免此类现象的发生, 在 L - M 算法的基础上, 添加贝叶斯正则项, 以控制模型结构的复杂程度, 防止出现过拟合现象, 进而提高网络的泛化能力。

为了解决 BP 神经网络容易陷入局部极小、收敛速度慢、对网络初始参数敏感及容易出现过拟合现象等问题, 引入遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化。相比传统 BP 神经网络, 所建立的 BP-GA 模型提高了 BP 神经网络模型的精度和收敛速度。

2.2 RBF 神经网络

采用 MATLAB 神经网络工具箱自带的 newrbf 函数建立精确 RBF 网络, 与 BP 神经网络相比, 其训练过程只针对少量的权值和阈值进行修改, 因此收敛速度更快。

RBF 神经网络所用的激活函数为高斯函数, 其一般形式为:

$$\phi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{\delta_i}\right), i = 1, 2, \dots, m$$

(4)

式中: $\phi_i(x)$ —网络输出; c_i —径向基函数的中心; δ_i —径向基函数的宽度; i —隐含层神经元个数。

2.3 极限学习机网络

通过 elmtrain 函数创建和训练极限学习机 (Extreme learning machine, ELM) 网络, 然后利用 elmpredict 函数对建立的 ELM 神经网络进行仿真测试。与 BP 神经网络训练算法不同, 极限学习机随机选取输入层权值和隐含层阈值, 输出层权重依据 Moore-Penrose 广义逆矩阵理论计算解析求出。因此, 极限学习机本质上只是在算法上对传统网络进行优化, 其网络拓扑结构与传统网络无异。

3 实例分析

3.1 数据的获取及预处理

对某微型燃气轮机压气机特性曲线进行二维线性插值, 在其工作区域内以均匀分布方式随机获取 3 000 组数据点作为神经网络的训练数据, 即 CMV 在区间 [0.5, 1] 内均匀分布; 折算速度 n 在区间 [0, 110] 均匀分布。为验证所建模型的拟合效果, 在每条等转速线上取 7 个数据点, 13 条特性曲线上共计 91 个数据点作为校验数据。校验数据取点以 $n = 0$, CMV = 0.5 为起始点, 样本编号为 1; 以 $n = 110$, CMV = 1 为终点, 样本编号为 91。

为了提高传输函数的处理效率, 采用 mapminmax 函数对输入数据进行归一化处理, 采用 reverse 函数对输出数据进行反归一化处理^[10]。

3.2 模型评价指标

均方根误差:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

(5)

平均绝对误差:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n | \hat{y}_i - y_i |$$
 (6)

平均绝对百分比误差:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\%$$
 (7)

式中: $\hat{y}_i$ —各种网络模型的拟合数据; y_i —原始数据; n —样本数据点个数。

3.3 结果及分析

表 1 为不同神经网络模型拟合结果的相关性能参数。

从表中参数可以看出,在前 3 种传统神经网络中,BP 神经网络模型的精度最高,其平均绝对百分比误差可以控制在 1% 以内,对应的训练时间也最长,达 316 s;ELM 神经网络模型拟合用时最少,其训练时间仅需 1.2 s,其各种误差参数介于 BP 神经网络模型和 RBF 神经网络模型之间;对于 RBF 神经网络模型而言,其各种误差参数最大,网络训练时间略长于 ELM 神经网络模型。而基于遗传算法的 BP-GA 神经网络模型,其拟合精度和训练时间相比传统 BP 神经网络模型而言都得到明显改善,其平均绝对百分比误差可控制在 0.189%,运行时间可缩短至 19.07 s。

表 1 不同模型拟合效果对比

Tab. 1 Comparison of fitting effects of different models

网络类型	RMSE/e-2	MAE	MAPE/%	训练时间/s
双层 BP	0.884 7	0.004 6	0.998 0	316.30
RBF	1.715 3	0.011 0	2.398 1	13.83
ELM	1.581 6	0.009 9	2.052 6	1.20
BP-GA	0.689 8	0.003 9	0.189 0	19.07

图 3 和图 4 为不同神经网络模型的压比特性和效率特性拟合结果对比。从图 3 和图 4 可以看出,几种模型在一定误差范围内都可以拟合压气机特性曲线,但是在部分工况点特别是边界点,BP-GA 模型拟合效果明显优于其他传统模型,与原始数据的吻合程度最好。

图 5 和图 6 分别为折算流量百分比误差和折算效率百分比误差拟合结果对比。从图中可以看出,BP-GA 神经网络模型的折算效率百分比误差和折算流量百分比误差都明显优于其他 3 种网络模型,折算流量百分比误差最大值为 0.312%,其折算效

率百分比误差最大值为 0.583%。同时,从图 5 和图 6 中误差线的波峰可以看出,利用神经网络进行曲线拟合时,存在明显的边际效应。边际效应是指在拟合范围的边缘拟合效果不理想,这是由于对于拟合边界上的点,只有一侧数据点可供训练,势必造成了拟合精度的损失。

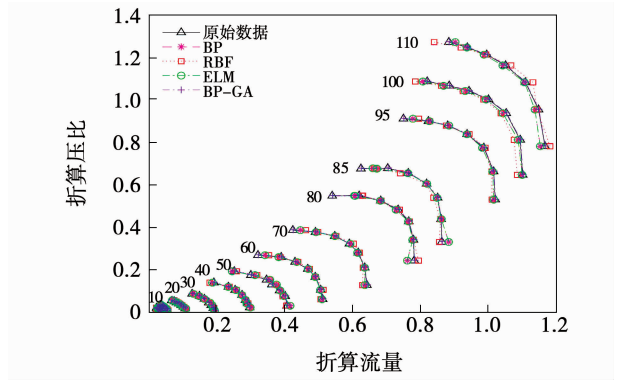


图 3 压比特性拟合结果对比

Fig. 3 Comparison of fitting results of pressure ratio characteristics

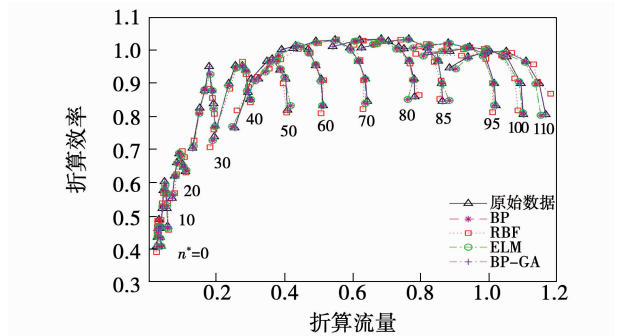


图 4 效率特性拟合结果对比

Fig. 4 Comparison of fitting results of efficiency characteristics

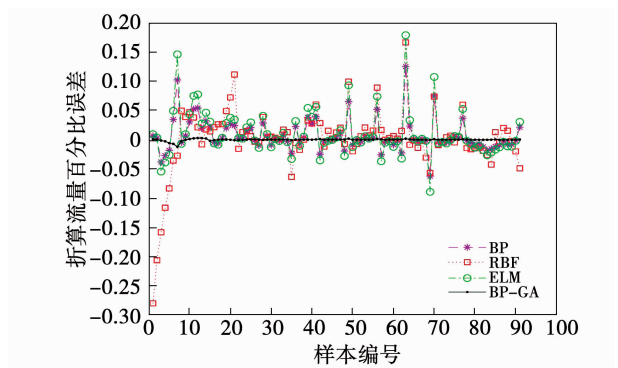


图 5 折算流量百分比误差拟合结果对比

Fig. 5 Comparison of fitting results of converted flow percentage error

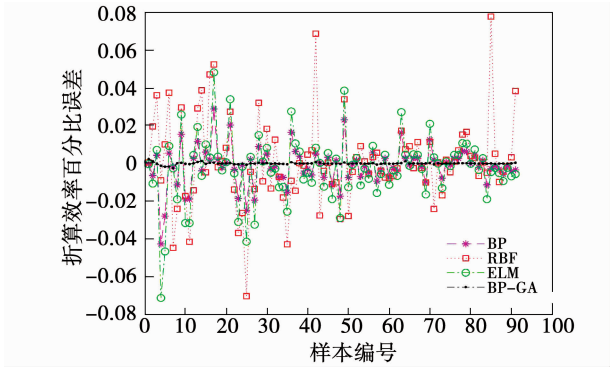


图 6 折算效率百分比误差拟合结果对比

Fig. 6 Comparison of fitting results of converted efficiency percentage error

3.4 训练样本容量对拟合精度的影响

为了研究训练样本容量对特性曲线拟合精度的影响,以双层 BP 模型和 BP-GA 模型为例进行计算,训练集样本容量的变化对其平均绝对百分比误差的影响如图 7 所示。

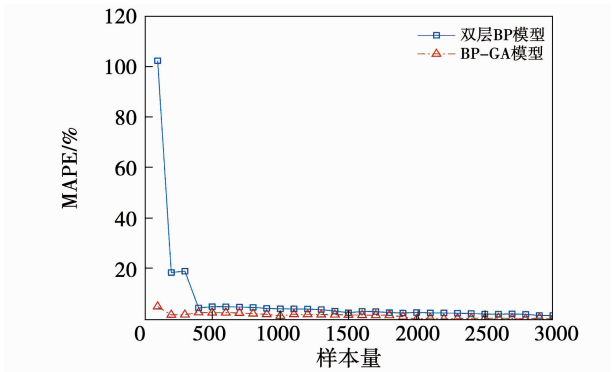


图 7 样本容量对拟合精度的影响

Fig. 7 Effect of sample size on fitting accuracy

随着样本量的减小,在一定样本容量范围内,两种模型的平均绝对百分比误差几乎没有变化,但是当样本容量减小到一定值,两种网络的平均绝对百分比误差随着样本量的减小而增加。且相比之下,BP 网络性能对样本量的变化更敏感。因此,对于 BP 模型,要保证足够数量的训练样本数,才能发挥其拟合效果。特别是当样本容量小于 400 时,双层 BP 模型的性能快速恶化,无法满足工程需要;而对于 BP-GA 模型,其各项指标变化并不明显,当样本容量为 100 时,其网络的平均绝对百分比误差仍控

制在 4% 以内。

4 结 论

(1) 对比了 3 种传统神经网络模型在微型燃气轮机压气机特性曲线拟合上的优劣。就拟合精度而言,双层 BP 神经网络模型的各项误差最小,拟合效果最接近真实值,其平均绝对百分比误差可以控制在 1% 以内。

(2) 针对传统 BP 网络所存在的问题,利用遗传算法对其进行了优化。优化后的 BP-GA 模型不仅收敛速度快,而且精度高,不容易陷入局部极小,可以明显改善网络的性能。其平均绝对百分比误差只有 0.189%,训练时间仅 19.07 s,满足工程需求,可以作为传统插值方法的替代模型。

(3) 以 BP 模型和 BP-GA 模型为例,研究了训练样本容量对网络性能的影响。当样本容量较少时,传统 BP 网络模型不再适用,而基于遗传算法的 BP-GA 模型仍然保持较高的精度。

参考文献:

[1] 房友龙,刘东风,贺 星,等. 压气机特性曲线精确分步拟合方法研究[J]. 燃气涡轮试验与研究,2019,32(2): 25-31.

FANG You-long, LIU Dong-feng, HE Xing, et al. Research on accurate stepwise fitting method of compressor characteristic curve [J]. Gas Turbine Test and Research, 2019, 32(2): 25-31.

[2] 代 星,赵元松,岳永威,等. 压气机特性曲线多项式回归拟合方法[J]. 机电设备,2018,35(3): 58-63.

DAI Xing, ZHAO Yuan-song, YUE Yong-wei, et al. Polynomial regression fitting method of compressor characteristic curve[J]. Mechanical and Electrical Equipment, 2018, 35(3): 58-63.

[3] CAI Qing, LI Shu-ying, CAO Yun-peng. A new component map generation method for gas turbine adaptation performance simulation[J]. Journal of Mechanical Science & Technology, 2017, 31(4): 1947-1957.

[4] 张 娜,林汝谋,蔡睿贤. 压气机特性通用数学表达式[J]. 工程热物理学报,1996,17(1): 21-24.

ZHANG Na, LIN Ru-mou, CAI Rui-xian. General mathematical expressions for compressor characteristics[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 1996, 17(1): 21-24.