

指数外推法和支持向量机相结合的 压气机特性扩展方法

饶 高, 苏三买, 翟向博

(西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072)

摘 要: 针对航空发动机启动建模中压气机低转速特性计算精度较低的问题, 提出了指数外推法和支持向量机(SVM)相结合的特性扩展计算方法。首先分析了指数外推法的计算方法及其局限性, 然后将压气机已知的高转速特性作为 SVM 的训练集, 以指数外推法获取的低转速特性作为测试集, 同时将压气机特性转换为按出口气流参数表示以降低 SVM 原始数据的非线性, 利用交叉验证算法选择 SVM 参数并进行模型训练, 预测并获得压气机低转速特性。通过与单纯使用指数外推法获取的特性对比分析表明: 指数外推法和 SVM 相结合的压气机特性扩展计算方法, 最大相对误差减小了约 2.8%, 有效提高了特性扩展计算精度。

关 键 词: 压气机; 特性扩展; 指数外推法; 支持向量机; 精度

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Method of compressor characteristic extension combining exponent extrapolation method with support vector machine

RAO Gao, SU San-mai, ZHAI Xiang-bo

(School of Power and Energy,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Considering the poor accuracy computation of the compressor lower speed characteristic in aero-engine startup modeling, a method of compressor characteristic extension combining exponent extrapolation method with support vector machine (SVM) was proposed. Firstly, the mechanism and limitation of exponent extrapolation method were analyzed. Then the known data of compressor higher speed characteristics were used as SVM training set, and the data of lower speed characteristic obtained by exponent extrapolation method were used as the test set. Meanwhile, in order to reduce the nonlinearity of the original data in SVM, the compressor characteristic was converted into the characteristic represented by outlet flow parameters. The lower speed characteristics were predicted and obtained by using a kind of cross validation algorithm to select the parameters of SVM and train the SVM model. The comparative analysis with the characteristics obtained by using only exponent extrapolation method shows that using the method of compressor characteristic extension combining with exponent extrapolation method with SVM, the maximum relative error is reduced by about 2.8%, and the characteristic extension precision is effectively improved.

收稿日期: 2015-07-19

基金项目: 航空科学基金(2013ZB53019)

作者简介: 饶高(1991—), 男, 硕士生, 主要从事航空发动机建模研究。

引用格式: 饶高, 苏三买, 翟向博. 指数外推法和支持向量机相结合的压气机特性扩展方法[J]. 航空动力学报, 2017, 32(3): 749-755. RAO Gao, SU Sanmai, ZHAI Xiangbo. Method of compressor characteristic extension combining exponent extrapolation method with support vector machine[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(3): 749-755.

Key words: compressor; characteristic extension; exponent extrapolation method; support vector machine; precision

部件特性是航空发动机基于部件法建模的基础,其中压气机低转速特性的完整与准确与否直接影响发动机起动模型的质量^[1-3].

压气机特性一般通过试验获取,由于低转速状态下压气机内流场的气流速度和攻角变化远离设计状态,工作特性受外界因素影响较大,传感器测得数据误差较大,同时考虑二次流损失、雷诺数等因素的影响,需要对试验结果进行修正,因此由部件试验获取的低转速特性误差较大.目前由发动机设计部门提供的压气机特性图往往没有给出慢车转速以下的特性^[4-5].

为了获得压气机低转速特性,常用的方法是依据相似理论,在已知转速特性的基础上进行外推. Agrawal 等^[6]提出结合相似理论和经验系数的压气机特性通用扩展方法,由于经验系数值的选取依赖工程经验,影响扩展特性的准确性. Sexton^[7]考虑空气可压缩性的影响,提出了一种压气机特性扩展的指数预测模型,该类模型^[7-9]计算需要某些热力学参数和部件结构的几何参数,并且在外推过程中相似关系的指数需要反复尝试获取,难以保证计算精度. Gaudet 等^[10]对指数外推方法进行改进,基于低转速相似理论,推导给出了各个参数修正的指数关系方程,并可实现由已知的两条等转速特性线外插得到更低转速状态的部件特性^[10-11]. 该方法简便易行,然而由于压气机在低转速的弱相似性,使得外推所获得的低转速特性精度仍然较低.

SVM 是一种新型的机器学习方法,在最小化样本点误差的同时采用了结构风险最小化准则,避免了维数灾难和局部极小问题,因此在解决小样本、非线性及高维模式识别中,表现出许多特有的优势,广泛应用于函数拟合、非线性关系预测与复杂优化等领域^[12-13].

根据相似理论,压气机各转速下的特性呈强非线性且数据相互关联,同时通过试验获取的高转速特性其数据样本有限. 根据 SVM 的特点,在理论上可对压气机低转速特性进行预测. 文献^[11]以换算流量和换算转速作为输入,人为给定 SVM 参数实现压气机特性扩展,由 SVM 的计算机理,实际计算中,如何选取核函数及惩罚系数等参数,以及如何给定计算初值,直接影响特性扩展的计算精度.

综上,本文首先对指数外推法及其局限性进行分析,然后研究了采用 SVM 进行压气机特性扩展的计算方法及其关键技术,在此基础上,针对两种计算方法的不足,提出将指数外推法和 SVM 相结合的压气机特性扩展计算方法,以期提高压气机特性预测精度.

1 指数外推法及其局限性分析

指数外推法^[9]是根据相似理论,同时考虑空气的可压缩性影响,得出压气机特性不同等转速线上参数之间的指数关系,进而可根据已知高转速线上相似工作点所确定的指数向低转速扩展,外推出低转速下的特性. 外推低转速下的换算流量、压比、效率分别可用式(1)~式(3)计算.

$$(m\sqrt{\theta}/\delta)_x = (m\sqrt{\theta}/\delta)_a \left(\frac{\bar{n}_x}{\bar{n}_a} \right)^p \quad (1)$$

$$\pi_x = \left\{ 1 + \left[(\pi_a^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} - 1) \left(\frac{\bar{n}_x}{\bar{n}_a} \right)^q \right] \right\}^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} \quad (2)$$

$$\eta_x = \eta_a \left(\frac{\bar{n}_x}{\bar{n}_a} \right)^{(p+q)-r} \quad (3)$$

式(1)~式(3)中, p 为流量关系指数; q 为压比关系指数; r 为效率关系指数. 分别通过式(4)~式(6)计算.

$$p = \frac{\lg[(m\sqrt{\theta}/\delta)_b/(m\sqrt{\theta}/\delta)_a]}{\lg(\bar{n}_b/\bar{n}_a)} \quad (4)$$

$$q = \frac{\lg[(\pi_a^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} - 1)_b/(\pi_a^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} - 1)_a]}{\lg(\bar{n}_b/\bar{n}_a)} \quad (5)$$

$$r = (p+q) - \frac{\lg(\eta_b/\eta_a)}{\lg(\bar{n}_b/\bar{n}_a)} \quad (6)$$

式(1)~式(6)中, κ 为气体等熵指数; π 为压比, m 为流量; η 为效率; $\theta = T_0/288.15$, $\delta = p_0/101325$; $\bar{n}$ 为相对换算转速;下标 a, b 表示两条参考转速线; x 表示要外推的转速线.

在理论上,指数外推法不仅可根据高转速特性外推未知的低转速特性,同样可用于外推已知的较低转速特性.

为验证指数外推法的有效性及其在具体应用中存在的不足,以航空发动机仿真商用软件 Gas-turb 中某压气机已知特性数据为例,进行低转速特性扩展.

图 1 为分别以相对换算转速 $\bar{n}=0.7, 0.75$ 和 $0.75, 0.8$ 的特性线作为两组参考转速线,按上述

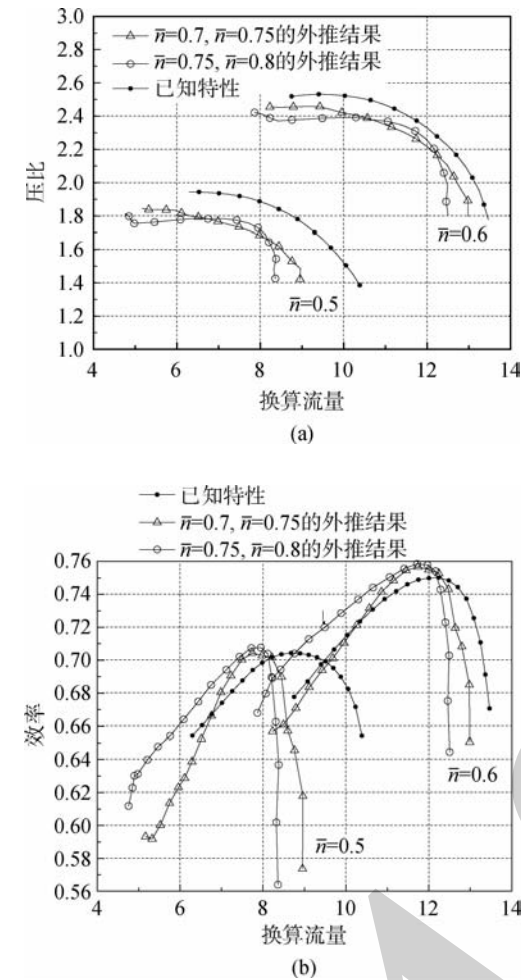


图 1 不同参考转速线下外推到相同转速特性的对比
Fig. 1 Comparison of the characteristics of the same speed with different reference speed lines

方法外推相对换算转速为 0.6 和 0.5 的特性。
从图 1 可以看出,参考转速离外推转速间隔越小,获得的外推结果整体上越接近已知特性;即使用最小间隔的相邻转速进行外推(比如图 1 中以相对换算转速为 0.7,0.75 外推 0.6 为例),效率外推结果也存在不超过 4.7% 的相对误差。

图 2 为选取已知特性图上相对换算转速最低

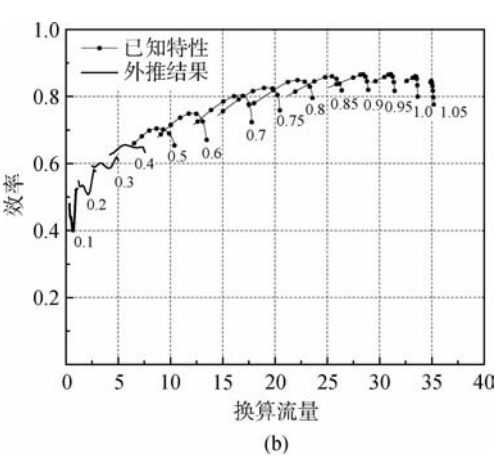
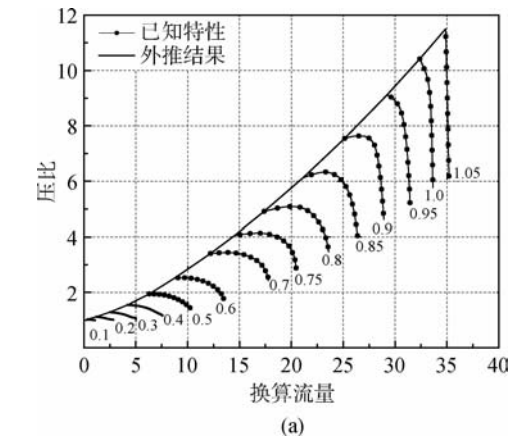


图 2 包含外推的低转速特性的压气机完整特性
Fig. 2 Complete compressor characteristic including the extrapolated low speed characteristic

(0.5,0.6) 的两条等转速线作为参考转速线,获得的包含外推出的低转速特性的压气机完整特性。从图中可以看出,外推的压比特性规则,而效率特性不规则,明显与压气机理论不一致。

综合分析,结合压气机工作原理表明,单纯采用指数外推法获得的低转速特性存在较大的误差。

2 指数外推法与 SVM 结合的压气机特性扩展

压气机特性扩展在数学上可归结为基于 SVM 的回归预测问题,即利用已知的高转速特性数据作为训练样本,找到关于换算转速和换算流量与压比、效率之间的回归模型,使得对于样本以外的换算转速和换算流量,可通过回归模型找到对应的压比和效率。

根据 SVM 的计算机理^[14],当用于压气机低转速特性预测时,计算方法如下。

假定给定的样本集为 $\{x_i, y_i; i=1, 2, \dots, N\}$, 其中 x_i 表示第 i 个输入向量, y_i 表示第 i 个标量输出, N 是训练样本数。引入非线性映射 $\phi(\cdot)$ 可把 x 从原输入空间映射到逼近回归函数 $f(x)$ 的高维特征空间(Hilbert 空间),函数形式如下:

$$f(x) = \omega \phi(x) + b \tag{7}$$

其中 ω 是权重, b 为偏置项。考虑到允许的回归误差,引入松弛变量 ξ_i 和 ξ_i^* , 式(7)所示的回归问题可转化为如式(8)所示具有不等式约束的二次规划问题

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i^* + \xi_i) \tag{8}$$

约束条件为

$$\begin{cases} y_i - \omega \phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega \phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中 ε 为不敏感损失函数参数, C 为惩罚参数. 利用对偶原理, 式(8)的求解可以转化为如式(10)的 Lagrange 对偶优化问题

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i) \quad (10)$$

约束条件为

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C], i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (11)$$

式中 α_i, α_i^* 为 Lagrange 乘子, $K(x_i, x_j)$ 为核函数.

求解该优化问题后, 可得到 SVM 回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (12)$$

采用上述 SVM 能否实现压气机特性较为准确预测, 并且使 SVM 模型具有很好的推广性能^[14], 其中核函数 $K(x_i, x_j)$ 的构建及其参数 σ 和 C 的确定是关键.

常用的核函数有多项式核函数、径向基核函数、sigmoid 核函数等^[15], 根据压气机特性训练样本集的特点, 本文采用如下径向基核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right), \gamma > 0 \quad (13)$$

径向基核函数可以实现从原始空间到高维特征空间的非线性映射, 具有预测精度高和推广性能较好的特点, 同时计算效率较高.

对于参数 σ 和 C , 本文采用交叉验证方法^[16-17]确定, 具体为, 先让 σ 和 C 在一定范围内取值, 把训练集作为原始数据集分成 $k(k \geq 2)$ 组, 将每组子集数据分别做一次验证集, 同时其余的 $k-1$ 组子集数据作为训练集, 以此得到 k 个模型; 然后以 k 个模型验证集的分类准确率均值作为性能指标, 选择分类准确率最高的对应组 σ 和 C 作为最佳参数.

利用所建立的 SVM 模型预测低转速特性, 输入数据的质量影响计算结果的精度. 实际应用时, 需以低转速下较为准确的换算流量和换算转速作为输入来预测压比和效率, 本文采用指数外

推法的外推结果作为 SVM 的输入, 同时作为 SVM 的测试集进行预测. 此外, SVM 通过机器学习预测输出, 实质相当于隐式非线性回归, 如果原始数据的线性度提高, 有助于进一步提高输出结果预测质量. 对于压气机特性, 由理论分析, 以出口换算流量代替进口换算流量, 以换算扭矩代替效率, 将特性转换为式(14)表示的形式^[18-19], 在不改变特性本质的前提下, 可大大提高特性数据的线性度. 具体转换计算如下:

$$\begin{cases} \pi_c = f_1(m_{ac,out}, \bar{n}_c) \\ T_c = f_2(m_{ac,out}, \bar{n}_c) \end{cases} \quad (14)$$

其中 c_p 为比定压热容; π_c 为压气机压比, T_c 和 $m_{ac,out}$ 分别为换算扭矩和压气机出口换算流量.

$$T_c = \frac{60}{2\pi} \cdot \frac{c_p (\pi_c^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} - 1)}{\bar{n}_c \eta_c} \quad (15)$$

$$m_{ac,out} = \frac{m_{ac,in}}{\pi_c} \sqrt{1 + (\pi_c^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} - 1) / \eta_c} \quad (16)$$

对图 2 特性进行转换得到如图 3 所示特性.

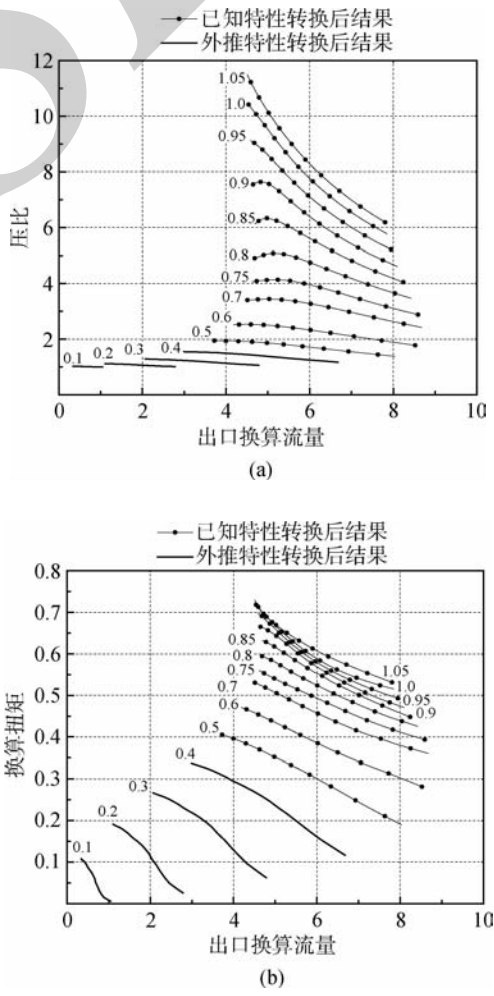


图 3 转换后特性图

Fig. 3 Characteristic map after conversion

对比转换前后的特性图可以看出,转换后的特性线接近于直线,指数外推出的低转速异常效率特性转换后虽存在一定程度扭曲,但线性度明显提高。

综上,计算时以出口换算流量和换算转速作为自变量,分别取压比和换算扭矩作为因变量,将已知特性数据作为训练集,选取指数外推法得到的低转速特性数据作为测试集,设计两个 SVM,并将训练集数据进行归一化处理,然后进行模型训练获得回归预测模型,进而对测试集数据进行预测,结果进行反归一化处理,并且转换回传统方式表示的特性,即可获得包含低转速特性的压气机完整特性。

3 仿真与结果分析

为验证所设计的指数外推法与 SVM 相结合的压气机低转速特性扩展效果,以已知的等转速线($\bar{n}=0.5$)为例进行扩展计算对比。图 4 是分别采用本文所设计的指数外推与 SVM 相结合方法

与单纯使用指数外推法以 $\bar{n}=0.6, \bar{n}=0.7$ 特性作为参考转速线的扩展结果,以及与已知特性线的对比图。由图及分析可知,指数外推法与 SVM 相结合预测的压比特性与已知数据基本重合,效率特性存在一定误差,经计算,指数外推法与 SVM 相结合方法的相对误差为 1.9%,相比较指数外推法,误差减小了约 2.8%。

为验证低转速特性扩展的整体准确性,选择已知换算转速最低的 4 条等转速线(0.5, 0.6, 0.7, 0.75)进行计算。图 5 为计算获得的按出口换算参数表示的特性。图 6 为转换回按进口参数表示的特性。

由图 5 与图 6 可以看出,本文提出的综合 SVM 方法,对所有特性扩展计算,表现出较强的逼近效果。

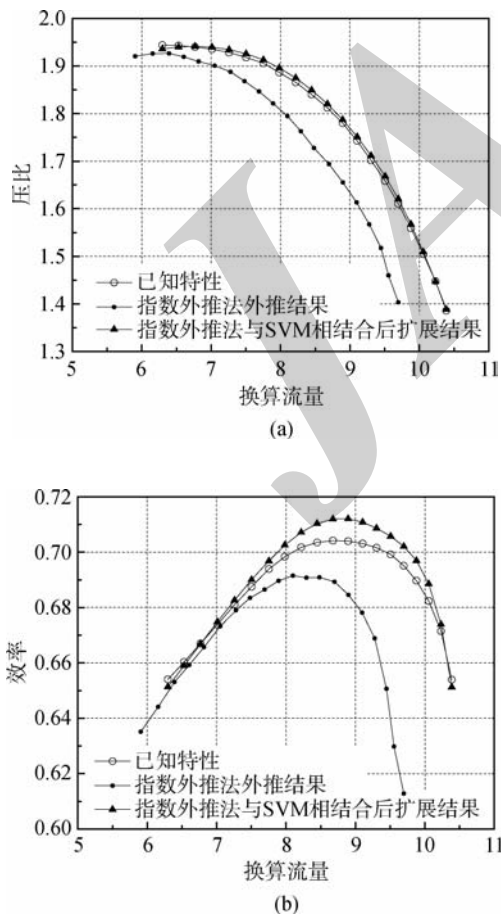


图 4 $\bar{n}=0.5$ 的特性对比

Fig. 4 Characteristic comparison of $\bar{n}=0.5$

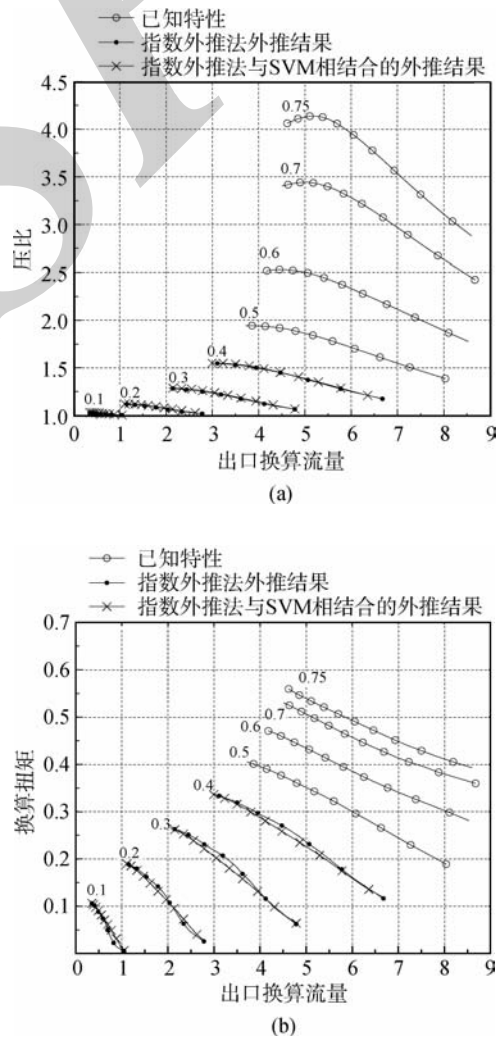


图 5 SVM 扩展结果

Fig. 5 SVM extension results

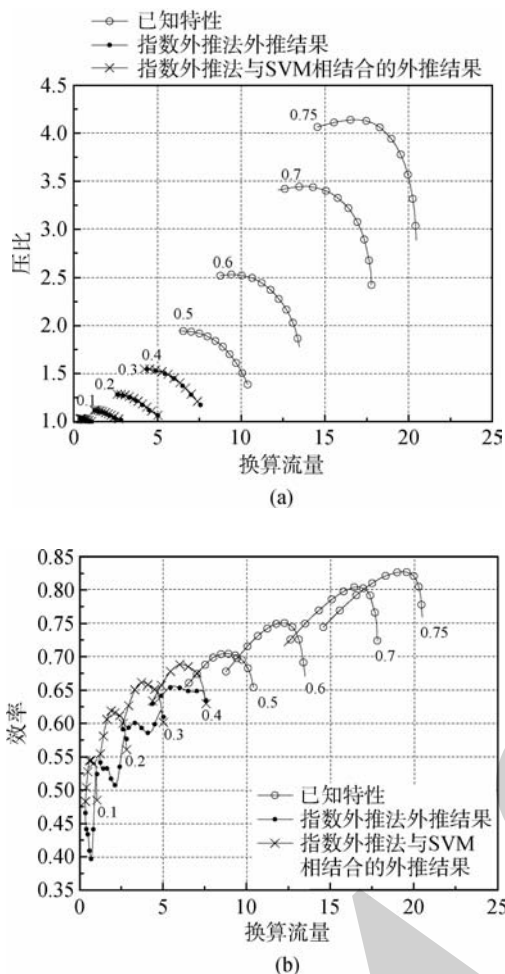


图 6 转换回传统特性图的扩展结果

Fig. 6 Extension result converted back to the traditional characteristic map

4 结 论

本文研究了采用指数外推法和 SVM 相结合的方法进行压气机特性扩展,得出以下结论:

1) 指数外推法虽然简便易行,但由于压气机低转速特性与高转速特性之间弱相似性,使得单纯采用指数外推法获得的低转速特性存在较大的相对误差。

2) 指数外推法和 SVM 相结合的方法,以压气机已知特性数据作为训练集,选取指数外推法得到的低转速特性数据作为测试集,并且为提高预测精度对压气机特性按出口参数进行转换,可以很好的逼近已知特性,外推结果相对误差为 1.9%,与指数外推法相比,误差减小约 2.8%。

本文所提出的压气机低转速特性扩展方法在逼近能力、计算精度均优于指数外推法,对压气机低转速特性准确预测以及提高发动机起动模型的仿真精度具有参考价值。

参考文献:

- [1] 王占学,乔渭阳,李文兰.基于部件匹配技术的涡扇发动机起动过程数值模拟[J].航空动力学报,2004,19(4):444-448.
WANG Zhanxue, QIAO Weiyang, LI Wenlan. Modeling turbofan engine startup based on component matching principles[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(4): 444-448. (in Chinese)
- [2] 吴虎,冯维林.某型涡扇发动机起动过程数值模拟[J].航空动力学报,2007,22(12):2068-2072.
WU Hu, FENG Weilin. Numerical simulation of the start-up process of augmented turbofan engines[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(12): 2068-2072. (in Chinese)
- [3] 陈玉春,王朝蓬,黄兴鲁,等.功率提取法在涡喷发动机起动特性模拟及控制规律设计中的应用[J].航空动力学报,2010,25(6):1277-1283.
CHEN Yuchun, WANG Zhaopeng, HUANG Xinglu, et al. Application of power extraction method in starting process simulation and control law design of turbojet engines[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(6): 1277-1283. (in Chinese)
- [4] 黄向华,郑绪生.基于逐级叠加法的航空发动机起动模型研究[J].航空学报,2005,26(5):540-544.
HUANG Xianghua, ZHENG Xusheng. Research on startup model of aircraft engine based on stage-stacking method[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(5): 540-544. (in Chinese)
- [5] 王宇,刘建勋,李应红,等.基于抛物线外推的压气机低转速特性研究[J].航空动力学报,2009,24(5):1136-1142.
WANG Yu, LIU Jianxun, LI Yinghong, et al. Research on low speed characteristics of compressor based on parabola extrapolation[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(5): 1136-1142. (in Chinese)
- [6] Agrawal R K, Yunis M. A generalized mathematical model to estimate gas turbine starting characteristics[R]. ASME Paper 81-GT-202, 1981.
- [7] Sexton W R. A method to control turbofan engine starting by varying compressor surge valve bleed[D]. Blacksburg, US: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2001.
- [8] 王广,李军,牟牧,等.航空发动机叶轮机件低状态特性的指数预测方法[J].航空动力学报,2005,20(6):1032-1036.
WANG Guang, LI Jun, MU Mu, et al. Exponent extrapolation method of aero-engine turbomachinery low state characteristics[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(6): 1032-1036. (in Chinese)
- [9] 王占学,王永杰,乔渭阳,等.涡扇发动机低转速部件特性扩展和风车状态性能模拟[J].推进技术,2006,27(2):146-149.
WANG Zhanxue, WANG Yongjie, QIAO Weiyang, et al. Extrapolating component maps into the low speed and sim-

ulation of windmilling performance of turbofan engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(2): 146-149. (in Chinese)

[10] Gaudet S R, Gauthier J E D. A simple sub-idle component map extrapolation method [R]. ASME Paper GT2007-27193, 2007.

[11] 徐鲁兵, 潘尚能, 陈竞伟. 一种简便的叶轮部件低状态特性的指数扩展方法[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(18): 5404-5408.

XU Lubing, PAN Shangneng, CHEN Jingwei. A simple exponent extrapolation method of sub-idle characteristics on aero-engine[J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(18): 5404-5408. (in Chinese)

[12] 张东方. 基于支持向量机的压气机低转速特性研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(23): 5386-5389.

ZHANG Dongfang. Research on low speed characteristics of compressor based on support vector machines[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(23): 5386-5389. (in Chinese)

[13] 陈超, 王剑影. 支持向量机在航空发动机起动模型辨识中的应用研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2005, 18(3): 27-32.

CHEN Chao, WANG Jianying. The study of support vector machines used in identification for engine start model [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2005, 18(3): 27-32. (in Chinese)

[14] 邓乃扬. 数据挖掘中的新方法: 支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[15] 徐启华, 师军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2005, 20(2): 298-302.

XU Qihua, SHI Jun. Aero-engine fault diagnosis based on support vector machine[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 298-302. (in Chinese)

[16] 史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.

[17] 王定成. 支持向量机建模预测与控制[M]. 北京: 气象出版社, 2009.

[18] 刘建勋, 李应红, 张东方. 发动机起动过程部件特性的一种改进描述[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2007, 20(1): 13-16.

LIU Jianxun, LI Yinghong, ZHANG Dongfang. A modified description method for components characteristics of engine starting[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2007, 20(1): 13-16. (in Chinese)

[19] 刘建勋, 于焕义, 刘同胜, 等. 轴流压气机低转速特性表达方式的改进及应用[J]. 航空计算技术, 2009, 39(2): 14-17.

LIU Jianxun, YU Huanyi, LIU Tongsheng, et al. Improved description of axial compressor characteristics and its application[J]. Aeronautical Computing Technique, 2009, 39(2): 14-17. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)