

文章编号: 1000-8055(2010)08-1776-07

# 一种弹用涡喷发动机风车起动数值仿真方法

杨欣毅, 沈 伟, 刘海峰, 董可海  
(海军航空工程学院 飞行器工程系, 烟台 264001)

**摘 要:** 对弹用涡喷发动机风车起动过程进行仿真求解: 点火前风车过程用径向基函数神经网络(RBFN)建模, 引入相关先验知识对网络输入变量加以变换, 以满足小样本情况下网络建模; 依据试验数据运用滑动最小二乘法(MLS)获得压气机特性; 对于点火加速过程的动态模型, 采用改进的粒子群优化(PSO)算法求解. 解决了 N-R(Newton Raphson)法受初值影响不易收敛的问题. 计算结果与试验数据吻合较好, 可作为发动机起动过程性能分析和优化的理论依据.

**关 键 词:** 导弹推进; 涡轮喷气发动机; 风车起动; 数学模型; 径向基函数神经网络(RBFN)

中图分类号: V235.1

文献标识码: A

## Numerical method for modelling missile turbojet engine windmill start process

YANG Xin yi, SHEN Wei, LIU Hai feng, DONG Ke hai

(Department of Aerocraft Engineering,

Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** The windmill start process of a missile turbojet engine was simulated and also modeled before ignition using radial basis function networks (RBFN). Under the condition of few sample data, some experiential relations were introduced to reduce the input variable numbers. Compressor characteristic maps were generated with moving least square based on experimental data. Start process after ignition was modeled and the model was solved by particle swarm optimization (PSO) algorithm. PSO can avoid the problem of divergence for non-linear equations caused by Newton Raphson (N-R) method when the initial condition is far from real solution. Calculated results show a great agreement with the test data. The presented method provides some reference for the performance analysis and optimization of turbo engine windmill start process.

**Key words:** missile propulsion; turbojet engine; windmill start; mathematical model; radial basis function networks

对弹用涡喷发动机来说, 保证其可靠点火从而顺利完成由助推器到主发动机的接力是至关重要的. 其起动过程首先在助推器的加速作用下进入风车状态, 然后发出点火指令, 发动机加速直至巡航状态. 在起动过程中进气条件、部件的状态和热力参数都处在剧烈的变化之中, 存在许多不稳定因素, 是发动机事故多发区<sup>[1]</sup>. 在点火起动之前

的风车状态, 压气机处于非正常的膨胀状态, 增压比小于 1. 这部分特性难以从试验获得从而增加了风车建模的困难. 另一方面, 当发动机点火以后由于涡轮前燃气温度迅速增加, 其密度降低导致发动机流量下降. 同时涡轮功率增加带动压气机做功, 压气机从风车状态迅速过渡到增压状态. 由于气动热力参数变化速度要远高于转速变化, 因

收稿日期: 2009-07-18; 修订日期: 2009-11-02

作者简介: 杨欣毅(1978-), 男, 辽宁葫芦岛人, 讲师, 博士生, 主要研究领域为航空发动机性能仿真.

此发动机点火反映在压气机特性图上, 就是工作线存在明显的回退, 如果点火时机选择不好, 可能造成工作线回退超出喘振边界, 导致严重后果.

对于点火之前的风车状态可以针对具体型号的发动机, 在专门的高空试验台上进行大量的试验从而获得发动机风车工况的性能<sup>[2]</sup>. 或者将压气机特性向低转速的风车范围外推利用部件匹配法进行仿真计算, 但进行外推需要有详细的压气机部件结构尺寸的数据<sup>[3]</sup>, 有时受条件限制难以进行. 风车过程是复杂的非线性过程, 由于神经网络对非线性映射有任意近似能力, 因此可采用神经网络方法建模. 于达仁等依据发动机若干次风车起动的试验数据利用径向基函数神经网络(radial basis function networks, 简称 RBFN)建立了弹用涡喷发动机风车动态仿真模型<sup>[4]</sup>, 武志文等对于弹用涡喷发动机基于自适应神经模糊推理系统(adaptive neuro fuzzy inference system, 简称 ANFIS)建立了风车工况模型<sup>[5]</sup>. 利用相关先验知识对网络的输入变量进行变换, 提高了小样本情况下神经网络的泛化能力.

点火后加速过程可由转子运动微分方程和流量、压力平衡方程组成的发动机动态模型. 发动机模型本质上是非线性方程组, 其解法通常采用 Newton Raphson(N-R) 等方法迭代计算, 但这类方法受初值影响较大, 难以收敛. 近年来一些智能算法如遗传算法、粒子群算法被应用于发动机动态模型的求解<sup>[6,7]</sup>, 解决了这一问题.

本文将某型弹用涡喷发动机风车起动过程分为点火前的风车过程和点火后的加速过程. 对于点火前的风车过程采用径向基函数神经网络进行建模. 点火之后的动态模型, 采用改进的粒子群算法求解. 对于部件特性, 以地面和高空台试验曲线中提取的数据点和已知部分的特性数据为基础, 运用滑动最小二乘法对压气机特性曲面进行拟合获得整个转速范围的特性. 运用平均半径法计算获得涡轮特性. 获得发动机在整个风车起动过程的性能参数.

1 仿真方法

1.1 部件特性的求解

1.1.1 压气机特性的求解

获得整个转速范围的压气机特性对于发动机起动过程的仿真计算是必须的. 厂家只提供了慢车转速以上部分压气机特性, 缺乏低转速特性, 无法进行起动过程的仿真计算, 因此需要对低转速

特性进行扩充. 为此从该发动机地面和高空台的试验数据中提取计算出压气机低转速特性数据. 以这些数据和已有的特性数据为结点进行曲面拟合则可以获得压气机的特性曲面<sup>[8]</sup>. 这些数据在增压比特性空间的分布如图 1 所示.

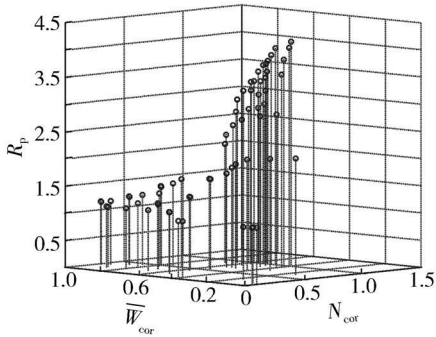


图 1 已知结点在空间分布图

Fig. 1 Domain nodes dimensional distribution

由于离散的数据点空间分布的形状复杂, 如果采用传统的最小二乘法拟合特性曲面需要进行分块拟合和平滑化, 操作起来十分困难, 为此采用滑动最小二乘法进行曲面拟合. 滑动最小二乘法的拟合函数和最小二乘法的形式不同, 由一个系数向量  $a(x)$  和基函数  $p(x)$  构成. 其中  $a(x)$  不是常数, 而是坐标  $x$  的函数. 并且引入紧支概念, 认为点  $x$  处的值只受  $x$  附近子域内结点的影响. 这些改进解决了传统曲线曲面拟合过程中存在的困难. 利用 MLS(moving least square) 算法获取压气机增压比特性曲面, 如图 2 所示.

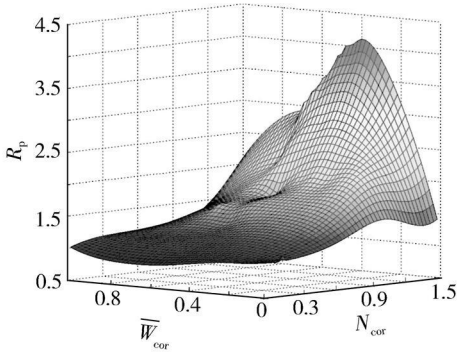


图 2 压气机增压比特性的空间拟合曲面

Fig. 2 Fitted surface of compressor pressure ratio

1.1.2 涡轮特性的求解

厂家未提供该发动机的涡轮特性, 已有的文献通常利用设计参数相近的已知的涡轮特性采用耦合因子法获得该发动机的近似特性, 但这种方法对于远离设计点的低转速状态特性误差较大.

由于该涡轮为单级涡轮, 并且提供了静子和转子的设计参数, 因此采用平均半径法计算该涡轮级的特性. 平均半径法计算的关键在于计算涡轮叶片的总压损失的损失模型的选择.

常用的损失模型主要有 Dunham & Came 模型、Craig & Cox 模型和 Kacker & Okapuu 模型等. 这些模型的适用范围和计算精度各不同, 利用这些模型计算所研究发动机的涡轮特性, 其结果自然不同. 以具有试验数据的某小展弦比涡轮级叶片为算例<sup>[9]</sup>, 其静子和转子的展弦比分别为 0.80 和 1.30. 用上述模型计算得到的静子和转子总压损失系数与实测值的比较见图 3 和图 4.

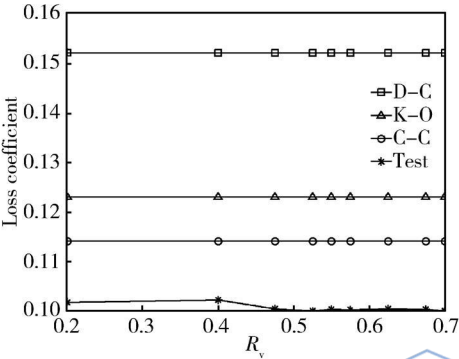


图 3 静子总压损失系数计算值与实测值的曲线  
Fig. 3 Comparison of calculated loss coefficient and test data within stator blades

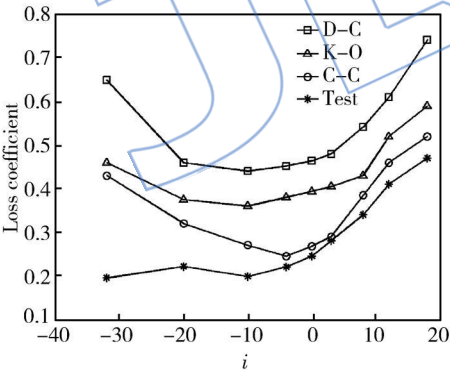


图 4 转子总压损失系数计算值与实测值的曲线  
Fig. 4 Comparison of calculated loss coefficients and test data within rotor blades

计算结果表明在所研究的三个模型中, 无论是静子还是转子的总压损失系数, Craig & Cox 模型计算的结果最接近实测值, 对于小展弦比的涡轮叶片损失计算, 该模型具有最高精度. 所研究发动机的涡轮叶片也是小展弦比的叶片, 因此选用 Craig & Cox 模型作为平均半径法计算涡轮特性的损失模型. 计算得到的涡轮流量和效率特性

如图 5 和图 6 所示.

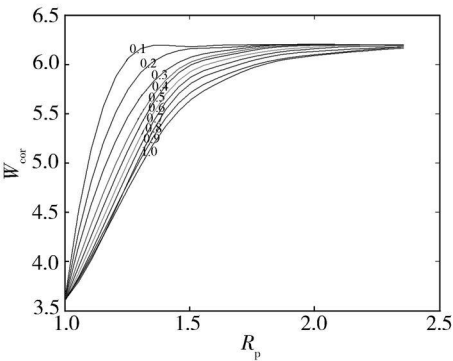


图 5 计算得到的涡轮流量特性曲线  
Fig. 5 Calculated turbine mass flow characteristic curves

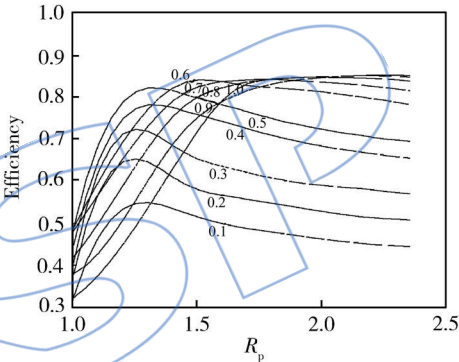


图 6 计算得到的涡轮效率特性曲线  
Fig. 6 Calculated turbine efficiency characteristic curves

1.2 风车过程的仿真

该发动机采用的是风车起动的方式. 风车过程对于点火起动后发动机的性能具有重要影响. 同时为了获得发动机完整的工作线及其参数变化曲线, 有必要对风车过程进行仿真. 风车过程中压气机被来流吹转, 空气对压气机做功, 压气机出口压力小于来流总压, 其增压比小于 1, 即处于非正常的膨胀状态. 前面对压气机低转速范围的特性进行了扩展. 但由于缺乏压气机各级的结构和尺寸数据, 因此难以用外推或直接计算的方法获取压气机的风车特性, 也就无法用部件匹配法计算发动机风车工作过程.

风车起动工况是复杂的非线性过程, 由于神经网络对于非线性映射具有任意近似能力, 因此可以采用神经网络方法建模来获得转子转速的变化曲线. 由于进行风车状态的试验较为困难, 获得的试验数据只有若干次风车起动的动态过程压气机前后压力及转速随时间变化的试验数据. 在小

样本情况下, 传统的神经网络模型泛化能力往往不足. 为此参考文献[ 5] 的方法, 利用对发动机静态、相似参数、剩余功率与加速度关系等先验知识不断对神经网络的输入变量进行变换, 随着先验知识的加入, 达到同样泛化能力所需的训练样本数目逐渐减少, 大大提高了小样本情况下神经网络的泛化能力.

图 7 为该发动机风车过程压气机前后压力和转速的试验曲线.

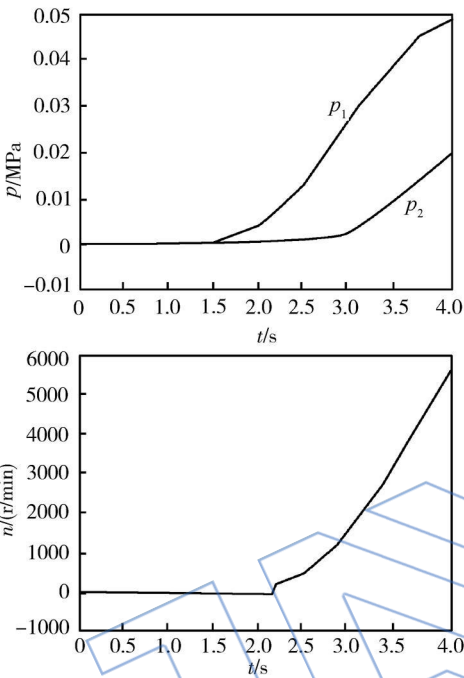


图 7 风车过程压气机压力和转速随时间变化曲线  
Fig. 7 Compressor pressure and rotational speed curves of windmill process

用神经网络建立风车阶段的数学模型, 如略去发动机热惯性, 计及转子惯性, 可列出  $p_1$ ,  $n$  和  $p_2$  之间的关系式

$$J \frac{dn}{dt} = \frac{\pi}{30} \Delta W \tag{1}$$

式中  $J$  为发动机转子转动惯量,  $\Delta W$  为发动机加速力矩

$$\Delta W = g(p_1, p_2, n) \tag{2}$$

因此确定所要训练的网络为

$$\frac{dn}{dt} = f(p_1, p_2, n) \tag{3}$$

网络的输入为  $p_1, n, p_2$ ; 输出为  $dn/dt$ .

但是由于试验样本数少, 难以训练出泛化能力强的网络. 因此继续用先验知识对网络的输入变量重新组合.

首先引入压气机增压比参数来代替  $p_1$  和  $p_2$ , 则将网络变成以下形式:

$$\frac{dn}{dt} = f(\pi, n) \tag{4}$$

用两组试验数据作为训练样本对式(3)和式(4)的两个网络进行比较, 发现网络式(4)的泛化能力要好于网络式(3)的泛化能力.

风车过程中的转速与压比之间有很强的相关性, 因此继续对网络的输入变量重新组合, 将式(4)的形式重新组合成式(5)的形式

$$\frac{dn^2}{dt} = f(\pi) \tag{5}$$

此时模型的输出是转速平方的导数, 对其积分再开方就得到转子的转速. 本文选用 RBF (radial basis function) 网络依据式(5)进行了模型的建立和仿真, 只需要一组训练样本就可以训练具有较强泛化能力的网络.

发动机在风车过程中, 工质对发动机作用力为负方向, 因此风车阶段的推力为负推力, 也称为风车阻力. 风车的阻力计算参考文献[ 10] 的方法, 首先计算发动机最大风车换算转速对应的来流马赫数  $Ma_{wm}$ , 对应于  $Ma_{wm}$  的风车阻力为

$$D_{wm} = A^9 p_0 \left[ \frac{K_- - K}{\sqrt{\frac{K_+ - 1}{2}}} \frac{Ma_{wm}}{\sqrt{1 + \frac{K_+ - 1}{2} Ma_{wm}^2}} \right] \tag{6}$$

在来流马赫数介于 0 和  $Ma_{wm}$  之间的范围, 由于风车状态空气流量与马赫数的关系接近与线性关系, 所以风车状态的发动机内阻力用内插法计算.

1.3 点火至慢车过程模型及求解方法

1.3.1 点火之后求解按照动态模型求解

某型弹用涡喷发动机按照预设规律, 在助推器点火 1.2s 后发出点火指令, 点燃燃烧室的燃油混合气. 点火前一时刻的风车转速对发动机点火起动性能有重要影响.

在点火之后的短时间内, 由于燃气迅速流入涡轮, 膨胀做功, 因此涡轮输出的功率会有突跃, 带动压气机从被动做功到主动给工质做功的状态转变, 同时涡轮工作温度突升使得密度下降导致流量减少, 由于压气机与涡轮流量平衡, 使得压气机流量也随之减小. 而气动热力参数的变化要比转子的转速变化快的多. 上述因素综合作用的结果反应在压气机特性图上就是工作线从增压比低于 1 的某个位置回升至增压比大于 1 的某个位置, 而转速基本保持不变.

为了确定该点和之后发动机的工作线, 需要建立点火之后的发动机动态模型. 考虑到发动机转子上作用有涡轮的剩余功率以及发动机在动态工作时气流的非定常流情况, 建立的动态数学模

型,并将模型中的平衡方程转换为误差方程如下:

1) 转子运动微分方程

$$Z_1 = P_t - P_c - P_{ext} - \left(\frac{\pi}{30}\right)^2 J n \frac{dn}{dt} \quad (7)$$

式中  $P_{ext}$  为功率提取值,  $\left(\frac{\pi}{30}\right)^2 J n \frac{dn}{dt}$  为动态项.

2) 根据试取值算出的涡轮进口折合流量应和涡轮特性图上查得的折合流量相等,即

$$Z_2 = (q_{mgor})_{cal} - (q_{mgor})_{fig} \quad (8)$$

3) 涡轮出口压力平衡(按照由前至后计算得到的出口压力与由喷管膨胀计算得到的压力)

$$Z_3 = p_4^* - p_4^* R \quad (9)$$

上式中涉及到的部件的功率、计算流量和压力等参数均由部件计算模块求得.由于发动机启动等动态过程是一个低频非稳定的动力学过程,因此流量连续方程和能量方程中要增加动态项,就是在部件计算中加一个控制容积来考虑质量积聚和能量积聚的影响.

这样,发动机平衡方程的求解问题转化为:在给定调节规律下确定由误差方程组成的非线性方程组  $Z = F(X)$  的解.

对于点火起始点,由于转速变化相对热力参数变化很小,其初始转速值即为点火前的风车转速.这样可以取两个试取值  $\pi^*$ ,  $\pi^*$ , 利用模型的后两个方程沿发动机流程进行迭代计算求解.然后带入方程(1)可以求出  $dn/dt$ ,从而求出下一个时间步的转速.

1.3.2 应用粒子群算法求解模型

发动机动态模型是非线性方程组.通常采用 N-R, Broyden 等方法求解.然而这些解法的前提都需要对共同工作方程组  $F(X) = 0$  进行线性化处理从而改变了方程组非线性的本质.而且 N-R 法以及其他各种迭代解法从理论上还无法克服模型不收敛的局限,因为这些解法是依赖初值的,初取值偏离真值较远经常会使迭代不收敛.而且当雅可比矩阵奇异或接近奇异时, N-R 法的计算将无法进行.

为此引入粒子群算法求解发动机动态模型.粒子群算法是由 Kennedy J 和 Eberhart R C<sup>[11]</sup> 于 1995 年提出的一种仿生优化方法,算法采用速度-位置搜索模型.算法初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解.在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己,第一个就是粒子本身到当前时刻为止找到的最好解,称为个体最好值  $p_{best}$ ,另一个极值就是整个种群到当前时刻

找到的最好解,称为全局最好值  $g_{best}$ .设所有粒子处于一个  $D$  维空间,总粒子数为  $n$ .第  $i$  个粒子在该空间中以一定的速度飞行,这个速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整.第  $i$  个微粒的位置表示为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,它经历过的最好位置(即  $p_{best}$ )为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ .整个粒子群经历过的最好位置(即  $g_{best}$ )为  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ .第  $i$  个微粒的速度为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  表示.

对每一个粒子,它的第  $d$  维( $1 \leq d \leq D$ )的粒子群算法如下:

$$v_{id} = w \cdot v_{id} + c_1 \cdot \text{Rnd}() \cdot (p_{id} - x_{id}) + c_2 \cdot \text{Rnd}() \cdot (p_{gd} - x_{id}) \quad (10)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (11)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, n; d = 1, 2, \dots, D, w$  为惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$  为加速常数通常取 2.此外,粒子的速度被一个最大速度  $v_d^{\max}$  所限制.

1.3.3 改进的粒子群算法

从公式(10)中可看出,速度更新方程由三部分组成:式(10)中第一项表示粒子的当前速度,说明粒子的目前状态;第二项为“认知”部分,考虑了粒子自身经验;第三项为“社会”部分,代表着粒子之间的“社会”作用<sup>[12]</sup>.分析此式不难发现,当粒子的当前位置处在全局极值位置  $g_{best}$  时,该粒子只有在先前速度和惯性权重系数不等于零情形下,粒子才有可能离开这一点;如果种群中粒子的先前速度都接近于零时,一旦它们落于  $g_{best}$ ,则种群中的粒子很难再重新移动,此时意味着算法将收敛到种群目前寻优到的最优解,即  $g_{best}$ .如果  $g_{best}$  对应的解只是优化问题的一个局部最优解,那么算法就出现了早熟收敛现象.

为解决上述问题,将遗传算法中的变异思想引入到粒子群算法中,在算法出现早熟收敛时,使变异粒子在解空间的其他区域进行搜索,找到更优的全局解,从而跳出局部最优避免算法陷入局部极值点.

迭代过程中以变异概率  $P_m$  选中的变异粒子  $X, X = (x^1, x^2, \dots, x^d, \dots, x^D)$ ,对  $X$  进行变异操作,则变异后的结果为

$$x_d = g_{best}^d + K \cdot \text{Rnd}() \cdot g_{best}^d \quad (12)$$

式中  $K = (x_d - \min x) / (\max x_i - \min x)$ ,  $x_d$  为变异粒子在第  $d$  维对应的位置坐标,  $g_{best}^d$  为种群达到最佳位置时在第  $d$  维对应的位置坐标.  $\max x_i$  和  $\min x_i$  为  $X$  的各维坐标中最大和最小值.

另外,在粒子群算法中最大速度  $v_d^{\max}$  并不能

限制所有粒子在搜索空间内. 本文用下面方式<sup>[13]</sup>产生新“变异”粒子取代飞离搜索区域的粒子, 伪代码为

```
If  $x_{id} > x_d^{\max}$  or  $x_{id} < x_d^{\min}$ 
 $x_{id} = x_d^{\min} + \text{Rand}() \cdot (x_d^{\max} - x_d^{\min})$ 
end
```

式中  $x_d^{\max}$ ,  $x_d^{\min}$  分别为粒子第  $d$  维位置的上、下界,  $x_{id}$  为粒子第  $d$  维的位置. 当算法出现早熟收敛或进化停滞时, 进行如上操作后, 变异粒子就跳出它们的当前位置, 进入解空间的其他区域进行搜索, 在其后的搜索中, 算法就有可能出现新的个体极值  $p_{\text{best}}$  和全局极值  $g_{\text{best}}$ , 多次循环迭代后, 算法就可以找到更优的全局最优解, 避免了标准粒子群算法可能出现的进化停滞或陷入局部最优的现象. 应用改进粒子群算法求解该发动机的模型, 粒子就是发动机模型的所有候选解,  $g_{\text{best}}$  是迭代截至当前的最佳解. 适应度函数即为  $Z = F(X)$ .

2 仿真结果分析

按照前述方法进行发动机风车起动过程的求解计算. 以转子开始被吹转为开始计算的 0 s 时刻, 发动机在 3.3 s 发出点火指令, 即为风车过程和点火加速过程的分界点. 图 8~ 图 10 分别为转速、推力和燃烧室出口温度随时间变化曲线.

从图 8 可以发现计算得到的转速曲线与飞行试验遥测数据十分接近, 最大误差为 3.6%.

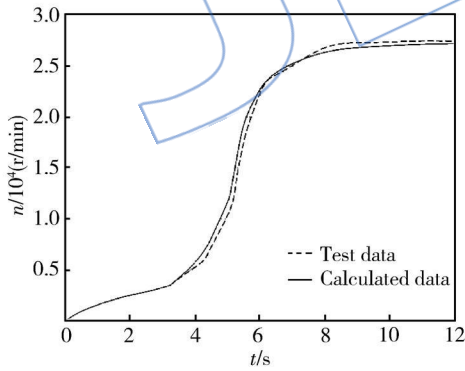


图 8 起动过程转速随时间变化曲线  
Fig. 8 Rotor speed curve of start process

图 9 中点火前的推力即风车阻力为负值. 并且随发动机转速增大, 推力绝对值也越来越大. 点火之后按照建模假设, 认为发动机迅速由风车状态转变为加速状态, 产生正推力, 因此在计算的推力曲线上出现突跃. 实际上由于转子的摩擦阻力等因素影响推力的变化不会如此突然.

图 10 为燃烧室出口温度随时间变化曲线. 从

图中可以看出在点火之后燃烧室温度突然增加, 之后随着供油系统供油量增加温度迅速增加.

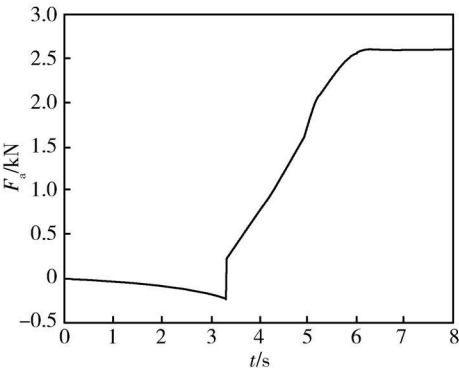


图 9 起动过程推力随时间变化曲线  
Fig. 9 Engine thrust curve of start process

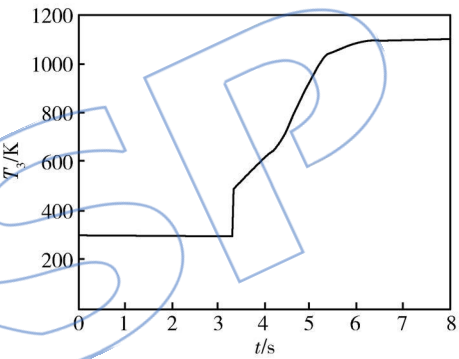


图 10 起动过程燃烧室出口温度随时间变化曲线  
Fig. 10 Combustor outlet temperature curve of start process

图 11 是表示在压气机特性图上的发动机工作线. 点火之前的风车状态, 压气机处于非正常的膨胀状态故增压比小于 1; 点火后由于气动热力

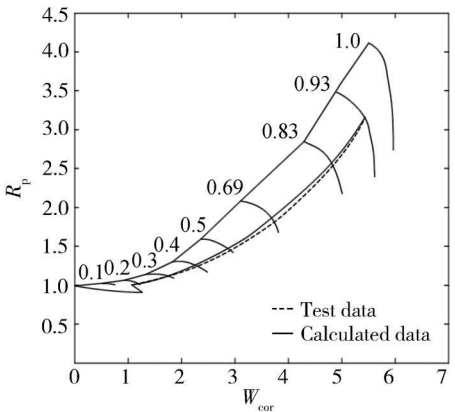


图 11 起动过程的工作线在压气机特性图上的表示  
Fig. 11 Operation line on compressor map of start process

参数的迅速变化使得工作线在保持转速不变的情况下回退至稳定点火点。之后,随着供油增加转速上升,在增压比大于 1 的部分,计算的工作线与由实测值画出的工作线十分接近。

### 3 结 论

1) 分别利用神经网络方法和动态建模方法对某弹用涡喷发动机的点火前风车过程和点火后起动加速过程进行仿真求解,获得的发动机参数曲线与飞行试验数据基本一致,说明所提出的方法对于弹用涡喷发动机风车起动过程的仿真求解是可行的,可作为弹用涡喷发动机起动性能分析和优化的理论研究工具。

2) 利用发动机加速度与功率关系等先验知识对神经网络模型的输入变量进行变换,可以提高小样本情况下神经网络模型的泛化能力。适合于试验数据少的风车过程建模。

3) 点火后发动机工作线存在明显的回退过程,使得工作线接近喘振边界。可见点火时机器的选择对于发动机能否顺利可靠的起动加速是非常重要的,应作为发动机风车起动性能研究的重点。

4) 将一种改进的粒子群算法应用于发动机动态模型的求解,计算结果表明这种方法能够解决传统迭代法计算不易收敛的问题,提高计算精度,值得推广。

5) 为进一步提高仿真求解的精度可以在模型中考虑其他因素,如点火瞬间,阻力因素对发动机推力等参数的影响,点火之后,压气机等部件由于受热导致叶片间隙变化对发动机性能的影响等。

### 参考文献:

- [1] 于军,于守志.弹用涡喷发动机飞行试验启动加速性能仿真[J].推进技术,2001,22(6):454-457.  
YU Jun, YU Shouzhi. Starting and accelerating model of missile turbojet engine in flight test [J]. Journal of Propulsion Technology, 2001, 22(6): 454-457. (in Chinese)
- [2] ZHAO Qishou. Calculation of windmilling characteristics of turbojet engines [J]. ASME Journal of Engineering for Power, 1981, 103(1): 1-12.
- [3] Chappell M A. Approach to modeling continuous turbine engine operation from startup to shutdown [J]. Journal of Propulsion and Power, 1993, 9(3): 466-471.
- [4] 于达仁,郭钰锋,牛军.涡喷发动机风车启动工况的神经网络建模[J].推进技术,2001,22(3):183-186.  
YU Daren, GUO Yufeng, NIU Jun. Turbojet modeling in windmilling based on radial basis function networks [J]. Journal of Propulsion Technology, 2001, 22(3): 183-186. (in Chinese)
- [5] 武志文,于达仁,牛军.基于 ANFIS 的涡轮发动机风车工况建模仿真[J].推进技术,2005,26(2):162-166.  
WU Zhiwen, YU Daren, NIU Jun. Turbojet modeling and simulation based on ANFIS [J]. Journal of Propulsion Technology, 2005, 26(2): 162-166. (in Chinese)
- [6] 苏三买.遗传算法及其在航空发动机非线性数学模型中的应用研究[D].西安:西北工业大学,2002.  
SU Sanmai. Research on genetic algorithm and the application in aeroengine nonlinear model [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2002. (in Chinese)
- [7] YANG Xinyi, PANG Shan. The aeroengine model based on improved PSO algorithm [R]. Beijing: The 2nd International Symposium on Jet Propulsion and Power Engineering, 2008.
- [8] 杨欣毅,沈伟,刘海峰,等.一种应用滑动最小二乘求取压气机特性的新方法[J].航空动力学报,2009,24(8):1741-1746.  
YANG Xinyi, SHEN Wei, LIU Haifeng, et al. A new compressor characteristics generation method using moving least square [J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(8): 1741-1746. (in Chinese)
- [9] WEI Ning. A significance of loss models in aerothermodynamic simulation for axial turbines [D]. Sweden: Department of Energy Technology Royal Institute of Technology, 2000.
- [10] 王占学,刘增文.某型燃气涡轮发动机风车状态内阻力的计算[J].燃气涡轮试验与研究,2006,19(3):8-10.  
WANG Zhanxue, LIU Zengwen. The calculation of windmilling characteristics of a gas turbine engine [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2006, 19(3): 8-10. (in Chinese)
- [11] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, WA, Australia: IEEE Academic Press, 1995.
- [12] CHEN Changyi, YE Yongchun. Solving of nonlinear equations based on PSO algorithm [J]. Computer Application and Software, 2006(5): 137-139.
- [13] 任子武,伞治,陈俊凤.改进 PSO 算法及在 PID 参数整定中应用研究[J].系统仿真学报,2006(10):2870-2873.  
REN Ziwu, SAN Ye, CHEN Junfeng. Improved particle swarm optimization and its application research in tuning of PID parameters [J]. Journal of System Simulation, 2006(10): 2870-2873. (in Chinese)