

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2019 年 8 月 1 日 (01.08.2019)



(10) 国际公布号
WO 2019/144337 A1

(51) 国际专利分类号:
G06F 17/50 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2018/074084

(22) 国际申请日: 2018 年 1 月 25 日 (25.01.2018)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(71) 申请人: 大连理工大学 (DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) [CN/CN]; 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学专利中心, Liaoning 116024 (CN)。

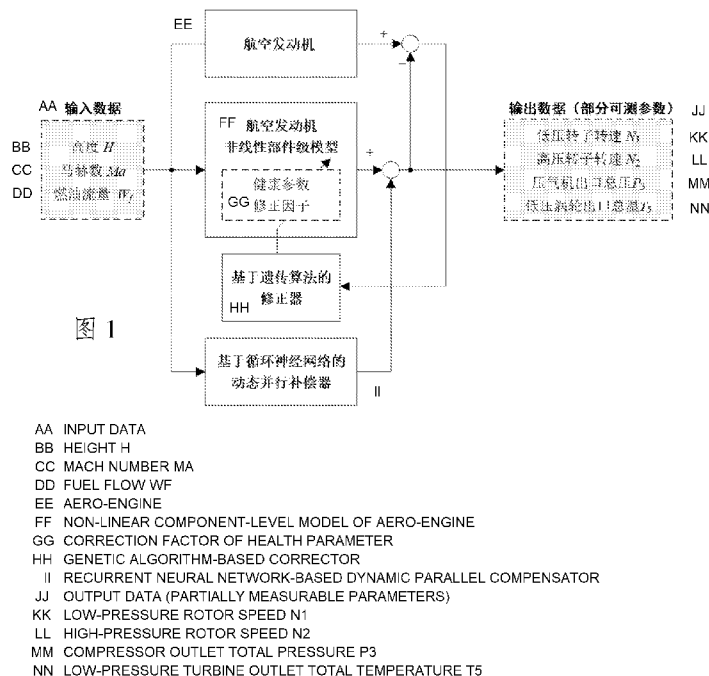
(72) 发明人: 马艳华 (MA, Yanhua); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学专利中心, Liaoning 116024 (CN)。 杜宪 (DU, Xian); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学专利中心,

Liaoning 116024 (CN)。 孙希明 (SUN, Ximing); 中国辽宁省大连市凌工路 2 号大连理工大学专利中心, Liaoning 116024 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(54) Title: DEEP-LEARNING ALGORITHM-BASED SELF-ADAPTIVE CORRECTION METHOD FOR FULL-ENVELOPE MODEL OF AERO-ENGINE

(54) 发明名称: 一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法



(57) Abstract: A deep-learning algorithm-based self-adaptive correction method for a full-envelope model of an aero-engine, wherein same falls within the field of the modeling and simulation of aero-engines. A recurrent neural network-based dynamic parallel compensator is used to compensate for an original non-linear model error within a full-envelope range in a state where the performance of an aero-engine is not impaired; and at the same time, a genetic algorithm-based corrector is used to self-adaptively adjust a correction factor of a health parameter to be corrected in an original non-linear component-level model, wherein the health parameter to be

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

corrected is determined by means of an integrated evaluation-based multi-index decision-making algorithm, and the sum of an output of the corrected non-linear component-level model and an output of the compensator is consistent with running trial output data of the aero-engine, thereby improving the full-envelope modeling precision of the aero-engine. By means of the method, strong support is provided for the design of an aero-engine control system and a fault diagnosis system, thereby facilitating the improvement of the reliability of aero-engine hardware in loop and semi-physical experiment verification.

(57) 摘要: 一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法, 属航空发动机建模与仿真领域。采用一种基于循环神经网络的动态并行补偿器, 对航空发动机性能未蜕化状态下全包线范围内原始非线性模型误差进行补偿; 同时采用一种基于遗传算法的修正器, 对原始非线性部件级模型中待修正健康参数修正因子进行自适应调整。其中, 待修正健康参数由基于集成评价的多指标决策算法确定。修正后的非线性部件级模型输出与补偿器输出之和, 与航空发动机运行试车输出数据一致, 从而提高航空发动机全包线建模精度。上述方法为航空发动机控制系统及故障诊断系统设计提供了有力支持, 有助于提高航空发动机硬件在回路及半物理实验验证的可靠性。

一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法

技术领域

本发明涉及一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法，具体的说，是指在航空发动机全包线工作范围内，一种实现模型输出对试车数据精确逼近的模型修正技术，属于航空发动机建模与仿真技术领域。

背景技术

本发明依托背景为某型小涵道比涡扇发动机的非线性部件级数学模型。目前常用的航空发动机部件级模型都是依据航空发动机的标称特性建立，忽略了不同航空发动机之间的性能差异。此外，发动机多部件协同工作，即使部件的模型特性十分精确，但部件间的相互影响、制造与装配误差、使用磨损和性能蜕化等因素产生的干扰，使得由标称非线性部件级模型仿真计算得到的发动机性能参数与实际性能参数存在较大误差。而航空发动机控制系统及故障诊断系统的设计与仿真验证的有效性与准确性与航空发动机的非线性模型密切相关。因此，依据试车数据对早期建立的航空发动机部件级非线性模型进行自适应修正具有重要的工程意义。

现有的国内外航空发动机模型修正技术主要集中于基于稳态工作点的部件特性修正，即针对某给定稳态工作点，采用多种求解方法对修正参数进行调整，该类修正过程在一定程度上即为稳态模型参数的优化过程。而对于航空发动机的过渡态，目前通用的方法仍然基于稳态工作点模型，采用插值算法近似过渡态过程。由于特征稳态工作点较少，插值误差较大，导致模型动态响应误差较大。因此，上述模型修正方法难以解决全包线内过渡态过程的关键输出参数的精度问题。此外，航空发动机模型中涉及的健康参数个数远多于航空发动机关

键可测参数，实际工程应用中往往只选择与关键可测参数个数相当的健康参数进行自适应调整。现有的健康参数选择方法多采用修正参数扰动法，即对健康参数修正因子产生一个阶跃信号，测量航空发动机关键输出参数的变化量，依据其幅值变化大小顺序选择待修正的健康参数。然而，由于关键输出参数的变化量随健康参数修正因子的变化并非线性，不适当的阶跃信号幅值选取会对待修正健康参数选择产生影响，从而降低了修正后模型的准确性。最后，上述方法并未考虑原始非线性模型与实际工作状态的建模误差而直接对其修正，也降低了模型精度与修正参数的可靠性。

综上，为了克服现有的控制用航空发动机全包线模型修正技术的不足，即上述基于稳态模型参数修正过渡态、基于阶跃信号响应的待修正健康参数选择及未考虑原始部件级模型误差三种情况，本发明提出了一种基于深度学习算法的控制用航空发动机全包线模型自适应修正方法。此种方法直接对航空发动机全包线范围内模型直接实现修正，采用了一种更为合理的基于集成评价的多指标决策算法实现健康参数的选择，并且对原始发动机建模误差进行了补偿，使得修正后模型更为精确。同时，本方法通过适当的调整即可推广到其他类型的航空涡轮发动机以及船用燃气轮机的建模及修正中，普适性更广。

发明内容

针对现有技术中难以实现航空发动机全包线模型高精度修正的问题，本发明提供了一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法。

本发明的技术方案为：

一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法，包括以下步骤：

S1. 根据采集的航空发动机全包线运行试车数据中性能未蜕化状态的试车

数据，生成用于建立基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的训练数据和测试数据；

S2. 利用生成的动态并行补偿器的训练数据和测试数据，构建基于循环神经网络算法的动态并行补偿器；

S3. 根据航空发动机全包线的蜕化状态试车数据，采用一种基于集成评价的多指标决策算法，确定航空发动机原始非线性部件级模型中待修正健康参数；

S4. 构建基于遗传算法的修正器，并设置修正次数 $20 \geq Q > 0$ ；

S5. 对原始非线性部件级模型中待修正健康参数修正因子进行自适应修正；

S6. 计算修正后的非线性部件级模型输出与给定输入信号下动态并行补偿器输出之和，再与给定工况下航空发动机全包线运行试车数据中相应输出数据相减，若差值 e 不大于误差阈值 ε ， $0.05 \geq \varepsilon > 0$ 或达到修正次数 Q ，进入 S7；否则，返回 S5；

S7. 保存修正后的待修正健康参数修正因子。

其中，生成动态并行补偿器的训练数据和测试数据的步骤如下：

S1. 设采集的 M 次航空发动机全包线运行试车数据中，其中 N 次为性能未蜕化状态的试车数据，每次试车数据中含有 P 个样本，其中 M 、 N 、 P 为自然数，且 $M > N$ ；每个样本中输入变量为采样时间 T_s 、飞行高度 H 、马赫数 Ma 和燃油流量 W_f ，输出变量为压气机出口压力 P_3 、低压涡轮出口总温 T_5 、低压转子转速 N_1 和高压转子转速 N_2 ；

S2. 产生原始非线性部件级模型输出：将采集的 N 次性能未蜕化状态的试车数据中的输入变量 t_i 、 H_i 、 Ma_i 和 W_{fi} 作为输入信号，逐次输入航空发动机原始部件级模型，得到 N 次原始非线性部件级模型输出：压气机出口压力 P_{3i}' 、低压涡轮出口总温 T_{5i}' 、低压转子转速 N_{1i}' 和高压转子转速 N_{2i}' ， $i=1,2,\dots,N$ ；

S3. 产生输出数据样本: 将性能未蜕化状态的试车输出数据与原始非线性部件级模型输出分别相减, 得到 N 次输出数据样本, 即 $\Delta P_{3i} = P_{3i} - P_{3i}'$, $\Delta T_{5i} = T_{5i} - T_{5i}'$, $\Delta N_{1i} = N_{1i} - N_{1i}'$, $\Delta N_{2i} = N_{2i} - N_{2i}'$, $i=1,2,\dots,N$;

S4. 归一化处理: 将 W_{fi} 、 ΔP_{3i} 、 ΔT_{5i} 、 ΔN_{1i} 和 ΔN_{2i} 逐次分别进行归一化处理, $W_{fi}^* = W_{fi}/[Max(W_{fi}) - Min(W_{fi})]$, $i=1\dots N$, W_{fi}^* 为第 i 次归一化燃油流量, $Max(\cdot)$ 表示求最大值, $Min(\cdot)$ 表示求最小值; N 次输出数据样本 ΔP_{3i} 、 ΔT_{5i} 、 ΔN_{1i} 和 ΔN_{2i} 也做相同归一化处理, 分别得到第 i 次归一化输出数据样本, 包括压气机出口压力 P_{3i}^* 、低压涡轮出口总温 T_{5i}^* 、低压转子转速 N_{1i}^* 和高压转子转速 N_{2i}^* ;

S5. 数据编码: 设 N 次性能未蜕化状态的试车数据对应 l 种飞行高度和 k 种马赫数, 对其进行编码, 即建立一个 $l \times k$ 位二进制数, 每一位对应一种飞行高度和马赫数的组合; 若二进制数中某位为 1, 则表示航空发动机工作于该飞行高度和马赫数下;

S6. 产生数据样本: 将第 i 次性能未蜕化状态的试车数据对应的编码后飞行高度和马赫数的二进制数逐位追加在 W_{fi}^* 、 P_{3i}^* 、 T_{5i}^* 、 N_{1i}^* 和 N_{2i}^* , 数据长度变为 $P+l \times k$, $i=1,2,\dots,N$;

S7. 随机选取 $N \times (P+l \times k)$ 个样本中的五分之四作为训练样本, 五分之一作为测试样本。

构建基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的步骤如下:

S1. 建立一个循环神经网络, 网络参数为: 1 个输入层, 1 个输出层, 10 个 RNN 循环神经层, 6 个线形层, 5 个激活层, 激活函数选择为 ReLu 函数, 更新规则采用随机梯度下降法, 动量为 0.9, 迭代次数为 20000 次, 设置学习率 $10^{-3} > l_r > 10^{-5}$ 及权重衰减系数 $0.3 > \lambda > 10^{-5}$, 损失函数 R 采用如下形式:

$$R = \frac{1}{N \times (P + l \times k)} (y_t - y_n)^T (y_t - y_n) + \frac{1}{2} \lambda w^T w$$

其中, y_t 表示测试样本中的输出数据, y_n 表示并行补偿器的输出数据, w 表示循环神经网络中的权重, 采用训练样本对该循环神经网络进行训练;

S2. 采用测试样本对训练后的循环神经网络进行测试, 计算损失函数;

S3. 若测试样本的损失函数值大于指标 ζ , $0.03 \geq \zeta > 0$, 则返回 S1, 更改学习率 l_r 及权重衰减系数 λ , 重新训练网络; 否则, 保存网络参数, 完成基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的构建。

一种基于集成评价的多指标决策算法, 具体步骤如下:

航空发动机健康参数包括风扇流量因子 Q_f 、风扇效率因子 E_f 、压气机流量因子 Q_c 、压气机效率因子 E_c 、高压涡轮流量因子 Q_{th} 、高压涡轮效率因子 E_{th} 、低压涡轮流量因子 Q_{tl} 、低压涡轮效率因子 E_{tl} 、燃烧室总压恢复系数 $SigComb$ 、外涵道总压恢复系数 $SigBypass$; 健康参数修正因子及其允许修正范围分别为 F_i 及 $[F_{imin}, F_{imax}]$, $i = 1, \dots, 10$;

S1. 在原始非线性部件级模型中, 令 $H = 0$, $Ma = 0$, 燃油流量按照全包线试车数据从慢车到最大状态分别给定, 健康参数修正因子全部设为 1, 仿真计算原始非线性模型各稳态点数据 P_{3s} 、 T_{5s} 、 N_{1s} 、 N_{2s} ;

S2. 在原始非线性部件级模型中, 令 $H = 0$, $Ma = 0$, 燃油流量按照全包线试车数据从慢车到最大状态分别给定, 依次将健康参数修正因子由 F_{imin} 以 0.05 的步长增加至 F_{imax} , 保持其余健康参数修正值为 1, 仿真计算扰动的原始非线性模型各稳态点数据 P_{3sij} 、 T_{5sij} 、 N_{1sij} 、 N_{2sij} , $i = 1, \dots, 10$, $j = 1, \dots, [(F_{imax} - F_{imin}) / 0.05]$;

S3. 计算稳态点误差相对偏差量 $DP_{3sij} = |P_{3sij} - P_{3s}| / P_{3s}$ 、 $DT_{5sij} = |T_{5sij} - T_{5s}| / T_{5s}$ 、 $DN_{1sij} = |N_{1sij} - N_{1s}| / N_{1s}$ 、 $DN_{2sij} = |N_{2sij} - N_{2s}| / N_{2s}$, $i = 1, \dots, 10$, $j = 1, \dots, [(F_{imax} - F_{imin}) / 0.05]$;

S4. 构建区间数形式的决策矩阵 $U = [U_{in}]$, $U_{in} = [u_{lin}, u_{uin}]$, 其中 $u_{li1} = \min_j (DP_{3sij})$,

$$u_{ui1} = \underset{j}{\text{Max}}(DP_{3sij}) \quad , \quad u_{li2} = \underset{j}{\text{Min}}(DT_{5sij}) \quad , \quad u_{ui2} = \underset{j}{\text{Max}}(DT_{5sij}) \quad , \quad u_{li3} = \underset{j}{\text{Min}}(DN_{1sij}) \quad ,$$

$$u_{ui3} = \underset{j}{\text{Max}}(DN_{1sij}) \quad , \quad u_{li4} = \underset{j}{\text{Min}}(DN_{2sij}) \quad , \quad u_{ui4} = \underset{j}{\text{Max}}(DN_{2sij}) \quad , \quad i = 1, \dots, 10, \quad n = 1, \dots, 4;$$

S5. 计算

$$B_{in} = [b_{in}] = \frac{k(U_{in})}{\sum_{i=1}^{10} k(U_{in})}, k(U_{in}) = (u_{lin} + u_{uin})/2$$

$$E_{in} = [e_{in}] = \frac{1-L(U_{in})}{10 - \sum_{i=1}^{10} L(U_{in})}, L(U_{in}) = u_{uin} - u_{lin}$$

$$q_n = \eta \left(-\frac{1}{\ln 10} \sum_{i=1}^{10} b_{in} \ln b_{in} \right) + (1-\eta) \left(-\frac{1}{\ln 10} \sum_{i=1}^{10} e_{in} \ln e_{in} \right)$$

其中, B_{in} 是中点归一化矩阵, E_{in} 是长度归一化矩阵, q_n 是第 n 个属性的信息熵, $0 < \eta < 1$ 是平衡因子, $i = 1, \dots, 10, \quad n = 1, \dots, 4;$

计算熵权

$$w_n = \frac{1-q_n}{\sum_{n=1}^4 (1-q_n)};$$

S6. 计算熵权决策值

$$v_i = 1 - \sum_{n=1}^4 w_n (|u_{lin} - u_{in}^*| + |u_{uin} - u_{in}^*|)/2$$

其中, $u_{in}^* = (u_{lin} + u_{uin})/2, \quad i = 1, \dots, 10, \quad n = 1, \dots, 4;$

S7. 构造加权规范化决策矩阵 $J_{in} = U_{in} w_n$, 确定正理想点 $\tilde{c}^+$ 和负理想点 $\tilde{c}^-$ 大小分别为

$$\begin{cases} \tilde{c}^+ = (\tilde{c}_1^+, \dots, \tilde{c}_4^+) \\ \tilde{c}^- = (\tilde{c}_1^-, \dots, \tilde{c}_4^-) \end{cases}$$

其中, $\tilde{c}_n^+ = \underset{i}{\text{Max}}(J_{in}), \quad \tilde{c}_n^- = \underset{i}{\text{Min}}(J_{in});$

计算距离

$$\begin{cases} d_i^+ = \sqrt{\sum_{n=1}^4 (J_{in} - \tilde{c}_n^+)^2} \\ d_i^- = \sqrt{\sum_{n=1}^4 (J_{in} - \tilde{c}_n^-)^2} \end{cases};$$

其中, d_i^+ 是加权规范化决策矩阵 J_{in} 和正理想点 $\tilde{c}^+$ 的距离, d_i^- 是加权规范化决策矩阵 J_{in} 和负理想点 $\tilde{c}^-$ 的距离;

计算决策值

$$c_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}, \quad i = 1, \dots, 10;$$

S8. 计算综合决策值 $F_i = \alpha (v_i + c_i)$, α 是放大系数, 取值为 1, $i = 1, \dots, 10$, 并按其值由大到小进行排序, 选择前四个参数作为待修正健康参数。

基于遗传算法的修正器的参数设置为: 遗传算法的种群大小为 100, 迭代次数为 20, 优良子辈为 5, 变异子辈由高斯分布产生, 交叉子辈概率为 0.8, 遗传算法的适应度函数为 P_3 、 T_5 、 N_1 和 N_2 的航空发动机全包线运行试车数据与经过修正器修正的航空发动机非线性部件级模型输出的误差之和, 变量个数为 4 个。

本发明的有益效果为: 通过本发明所提供方法对航空发动机非线性部件级模型进行修正, 相比于以往的修正方法, 精度更高, 实现了全包线范围内模型对试验数据的精确描述。航空发动机非线性模型可直接用于控制系统和故障诊断的设计与验证。因此, 提高非线性模型的稳态和过渡态模型精度, 一方面可间接提高发动机控制系统设计和参数调试效果; 一方面可直接提高航空发动机数字仿真平台、硬件在回路仿真平台以及半物理仿真平台的验证精度和可靠性, 从而为工程实际的验证环节提供直接有益的效果。同时, 本方法通过适当的调整即可推广到其他类型的航空涡轮发动机以及船用燃气轮机的建模及修正, 普适性更广。

附图说明

图 1 为基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法系统结构示意图;

图 2 为基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法算法流程图；

图 3 为动态并行补偿器的训练数据和测试数据的生成算法流程图；

图 4 为基于集成评价的多指标决策算法流程图；

图 5 为某一工况下原始非线性部件级模型输出 P_3 数据与试车数据对比图；

图 6 为某一工况下原始非线性部件级模型输出 T_5 数据与试车数据对比图；

图 7 为基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正 P_3 效果图；

图 8 为基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正 T_5 效果图。

具体实施方式

下面结合附图对本发明作进一步说明，本发明依托背景为某型小涵道比涡扇发动机的非线性数学模型以及试车数据，系统结构图如图 1 所示。

如图 2 所示，一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法，包括以下步骤：

S1. 根据采集的航空发动机全包线运行试车数据中的性能未蜕化状态的试车数据，生成用于建立基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的训练数据和测试数据；

S2. 利用生成的动态并行补偿器的训练数据和测试数据，构建基于循环神经网络算法的动态并行补偿器；

S3. 采用一种基于集成评价的多指标决策算法，确定航空发动机原始非线性部件级模型中待修正健康参数；

S4. 构建基于遗传算法的修正器，并设置修正次数 $20 \geq Q > 0$ ，本实施例设为 $Q = 10$ ；

S5. 对原始非线性部件级模型中待修正健康参数的修正因子进行自适应修正；

S6. 计算修正后的非线性部件级模型输出与给定输入信号下动态并行补偿器输出之和，再与给定工况下航空发动机全包线运行试车数据中相应输出数据相减，若该差值 e 不大于误差阈值 $\varepsilon = 0.04$ ($0.05 \geq \varepsilon > 0$) 或达到修正次数 Q ，进入 S7；否则，返回 S5；

S7. 保存修正后的待修正健康参数修正因子。

如图 3 所示，动态并行补偿器的训练数据和测试数据的生成步骤是：

S1. 设采集的 $M = 980$ 次航空发动机全包线运行试车数据中，其中 $N=150$ 次为性能未蜕化状态的试车数据，每次试车数据中含有 $P=1000$ 个样本。每个样本中输入变量为采样时间 $T_s = 0.025$ 、飞行高度 H 、马赫数 Ma 和燃油流量 W_f ，输出变量为压气机出口压力 P_3 、低压涡轮出口总温 T_5 、低压转子转速 N_1 和高压转子转速 N_2 ；

S2. 产生原始非线性部件级模型输出：将采集的 N 次性能未蜕化状态的试车数据中的输入变量 t_i 、 H_i 、 Ma_i 和 W_{fi} 作为输入信号，逐次输入航空发动机原始部件级模型，得到 N 次原始非线性部件级模型输出（压气机出口压力 P_{3i}' 、低压涡轮出口总温 T_{5i}' 、低压转子转速 N_{1i}' 和高压转子转速 N_{2i}' ）， $i=1,2,\dots,N$ ；

S3. 产生输出数据样本：将性能未蜕化状态的试车输出数据与原始模型输出分别相减，得到 N 次输出数据样本，即 $\Delta P_{3i} = P_{3i} - P_{3i}'$ ， $\Delta T_{5i} = T_{5i} - T_{5i}'$ ， $\Delta N_{1i} = N_{1i} - N_{1i}'$ ， $\Delta N_{2i} = N_{2i} - N_{2i}'$ ， $i=1,2,\dots,N$ ；

S4. 归一化处理：将 W_{fi} 、 ΔP_{3i} 、 ΔT_{5i} 、 ΔN_{1i} 和 ΔN_{2i} 逐次分别进行归一化处理，如 $W_{fi}^* = W_{fi} / [\text{Max}(W_{fi}) - \text{Min}(W_{fi})]$ ， $i=1 \dots N$ ， W_{fi}^* 为第 i 次归一化燃油流量， $\text{Max}(\cdot)$ 表示求最大值， $\text{Min}(\cdot)$ 表示求最小值； N 次输出数据样本 ΔP_{3i} 、 ΔT_{5i} 、 ΔN_{1i} 和 ΔN_{2i}

也做相同归一化处理, 分别得到第 i 次归一化输出数据样本, 包括压气机出口压力 P_{3i}^* 、低压涡轮出口总温 T_{5i}^* 、低压转子转速 N_{li}^* 和高压转子转速 N_{2i}^* ;

S5. 数据编码: 设 N 次性能未蜕化状态的试车数据对应 $l = 3$ 种飞行高度和 $k = 3$ 种马赫数, 对其进行编码, 即建立一个 9 位二进制数, 每一位对应一种飞行高度和马赫数的组合;

S6. 产生数据样本: 将第 i 次性能未蜕化状态的试车数据对应的编码后飞行高度和马赫数的二进制数逐位追加在 W_{fi}^* 、 P_{3i}^* 、 T_{5i}^* 、 N_{li}^* 和 N_{2i}^* , 数据长度变为 1009, $i=1,2,\dots,N$;

S7. 随机选取 120×1009 个样本作为训练样本, 30×1009 作为测试样本。

基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的构建步骤是:

S1. 建立一个循环神经网络, 网络参数为: 1 个输入层, 1 个输出层, 10 个 RNN (循环神经层), 6 个线形层, 5 个激活层, 激活函数选择为 ReLu 函数, 更新规则采用随机梯度下降法, 动量为 0.9, 迭代次数为 20000 次, 设置学习率 $l_r = 10^{-4}$ 及权重衰减系数 $\lambda = 10^{-3}$, 损失函数 R 采用如下形式:

$$R = \frac{1}{N \times (P + l \times k)} (y_t - y_n)^T (y_t - y_n) + \frac{1}{2} \lambda w^T w$$

其中, y_t 表示测试样本中的输出数据, y_n 表示并行补偿器的输出数据, w 表示循环神经网络中的权重, 采用训练样本对该循环神经网络进行训练;

S2. 采用测试样本对训练后的循环神经网络进行测试, 计算损失函数;

S3. 若测试样本的损失函数值大于指标 $\zeta = 0.02$, 则返回 S1, 更改学习率 l_r 及权重衰减系数 λ , 重新训练网络; 否则, 保存网络参数, 完成基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的构建。

如图 4 所示, 一种基于集成评价的多指标决策算法步骤是:

航空发动机健康参数包括风扇效率因子 Q_f 、风扇效率因子 E_f 、压气机流量

因子 Q_c 、压气机效率因子 E_c 、高压涡轮流量因子 Q_{th} 、高压涡轮效率因子 E_{th} 、低压涡轮流量因子 Q_{tl} 、低压涡轮效率因子 E_{tl} 、燃烧室总压恢复系数 $SigComb$ 、外涵道总压恢复系数 $SigBypass$ ；健康参数修正因子及其允许修正范围分别为 F_i 及 $[F_{imin}, F_{imax}]$ ， $i = 1, \dots, 10$ ，所提供修正范围要求如表 1 所示；

表 1 健康因子修正系数修正范围

参数	Q_f	E_f	Q_c	E_c	Q_{th}	E_{th}	Q_{tl}	E_{tl}	$SigComb$	$SigBypass$
F_{imin}	0.7	0.75	0.7	0.7	0.75	0.7	0.7	0.7	0.8	0.7
F_{imax}	1.05	1.1	1.05	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1

S1. 在原始非线性部件级模型中，令 $H = 0$ ， $Ma = 0$ ，燃油流量按照全包线试车数据从慢车到最大状态分别给定，健康参数修正因子全部设为 1，仿真计算原始非线性模型各稳态点数据 P_{3s} 、 T_{5s} 、 N_{1s} 、 N_{2s} ；

S2. 在原始非线性部件级模型中，令 $H = 0$ ， $Ma = 0$ ，燃油流量按照全包线试车数据从慢车到最大状态分别给定，依次将健康参数修正因子由 F_{imin} 以 0.05 的步长增加至 F_{imax} ，保持其余健康参数修正值为 1，仿真计算扰动的原始非线性模型各稳态点数据 P_{3sij} 、 T_{5sij} 、 N_{1sij} 、 N_{2sij} ， $i = 1, \dots, 10$ ， $j = 1, \dots, [(F_{imax} - F_{imin}) / 0.05]$ ；

S3. 计算稳态点误差相对偏差量 $DP_{3sij} = |P_{3sij} - P_{3s}| / P_{3s}$ 、 $DT_{5sij} = |T_{5sij} - T_{5s}| / T_{5s}$ 、 $DN_{1sij} = |N_{1sij} - N_{1s}| / N_{1s}$ 、 $DN_{2sij} = |N_{2sij} - N_{2s}| / N_{2s}$ ， $i = 1, \dots, 10$ ， $j = 1, \dots, [(F_{imax} - F_{imin}) / 0.05]$ ；

S4. 构建区间数形式的决策矩阵 $U = [U_{in}]$ ， $U_{in} = [u_{lin}, u_{uin}]$ ，其中 $u_{li1} = \min_j (DP_{3sij})$ ， $u_{ui1} = \max_j (DP_{3sij})$ ， $u_{li2} = \min_j (DT_{5sij})$ ， $u_{ui2} = \max_j (DT_{5sij})$ ， $u_{li3} = \min_j (DN_{1sij})$ ， $u_{ui3} = \max_j (DN_{1sij})$ ， $u_{li4} = \min_j (DN_{2sij})$ ， $u_{ui4} = \max_j (DN_{2sij})$ ， $i = 1, \dots, 10$ ， $n = 1, \dots, 4$ ；

S5. 计算

$$B_{in} = [b_{in}] = \frac{k(U_{in})}{\sum_{i=1}^{10} k(U_{in})}, k(U_{in}) = (u_{lin} + u_{uin})/2$$

$$E_{in} = [e_{in}] = \frac{1-L(U_{in})}{10 - \sum_{i=1}^{10} L(U_{in})}, L(U_{in}) = u_{uin} - u_{lin}$$

$$q_n = \eta \left(-\frac{1}{\ln 10} \sum_{i=1}^{10} b_{in} \ln b_{in} \right) + (1-\eta) \left(-\frac{1}{\ln 10} \sum_{i=1}^{10} e_{in} \ln e_{in} \right)$$

其中，平衡因子 $\eta = 0.5$ ， $i = 1, \dots, 10$ ， $n = 1, \dots, 4$ ；

计算熵权

$$w_n = \frac{1 - q_n}{\sum_{n=1}^4 (1 - q_n)};$$

S6. 计算熵权决策值

$$v_i = 1 - \sum_{n=1}^4 w_n (|u_{lin} - u_{in}^*| + |u_{uin} - u_{in}^*|)/2$$

其中， $u_{in}^* = (u_{lin} + u_{uin})/2$ ， $i = 1, \dots, 10$ ， $n = 1, \dots, 4$ ，本实施例中熵权决策值；

S7. 构造加权规范化决策矩阵 $J_{in} = U_{in} w_n$ ，确定正理想点 $\tilde{c}^+$ 和负理想点 $\tilde{c}^-$ 大小分别为

$$\begin{cases} \tilde{c}^+ = (\tilde{c}_1^+, \dots, \tilde{c}_4^+) \\ \tilde{c}^- = (\tilde{c}_1^-, \dots, \tilde{c}_4^-) \end{cases}$$

其中， $\tilde{c}_n^+ = \max_i (J_{in})$ ， $\tilde{c}_n^- = \min_i (J_{in})$ ；

计算距离

$$\begin{cases} d_i^+ = \sqrt{\sum_{n=1}^4 (J_{in} - \tilde{c}_n^+)^2} \\ d_i^- = \sqrt{\sum_{n=1}^4 (J_{in} - \tilde{c}_n^-)^2} \end{cases};$$

计算决策值

$$c_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}, \quad i = 1, \dots, 10;$$

S8. 计算综合决策值 $F_i = \alpha (v_i + c_i)$ ， $i = 1, \dots, 10$ ，并按其值由大到小进行排序，选择前四个参数作为待修正值。本实施例中选择参数为 E_{il} 、 Q_{il} 、 E_f 、

Q_f 。

基于遗传算法的修正器参数设置为：遗传算法的种群大小为 100，迭代次数为 20，优良子辈为 5，变异子辈由高斯分布产生，交叉子辈概率为 0.8，遗传算法的适应度函数为 P_3 、 T_5 、 N_1 和 N_2 的航空发动机全包线运行试车数据与经过修正器修正的航空发动机非线性部件级模型输出的误差之和，变量个数为 4 个。健康参数修正因子的修正结果为：

$$E_{il} = 0.8879628078986851; Q_{il} = 0.9981193434041549;$$

$$E_f = 0.9557873575305739; Q_f = 0.9897485939854536。$$

修正前的原始模型与试车数据的差异如图 5 和图 6 所示，分别为某一工况下原始非线性部件级模型输出 P_3 数据、 T_5 数据与试车数据对比图，原始模型建模的 P_3 和 T_5 的平均相对误差为 20.27%，17.30%。

图 7 为采用了本发明提出的基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法进行修正后，修正模型输出的 P_3 与试车数据对比图，建模的平均相对误差为 1.42%。

图 8 为采用了本发明提出的基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法进行修正后，修正模型输出的 T_5 与试车数据对比图，建模的平均相对误差为 1.91%。

综上所述在使用基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法进行修正后，稳态和过渡态性能都能够得到明显的改善。

权 利 要 求 书

1.一种基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法，其特征在于，步骤如下：

S1.根据采集的航空发动机全包线运行试车数据中性能未蜕化状态的试车数据，生成用于建立基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的训练数据和测试数据；

S2.利用生成的动态并行补偿器的训练数据和测试数据，构建基于循环神经网络算法的动态并行补偿器；

S3.根据航空发动机全包线的蜕化状态试车数据，采用一种基于集成评价的多指标决策算法，确定航空发动机原始非线性部件级模型中待修正健康参数；

S4.构建基于遗传算法的修正器，并设置修正次数 $20 \geq Q > 0$ ；

S5.对原始非线性部件级模型中待修正健康参数修正因子进行自适应修正；

S6.计算修正后的非线性部件级模型输出与给定输入信号下动态并行补偿器输出之和，再与给定工况下航空发动机全包线运行试车数据中相应输出数据相减，若差值 e 不大于误差阈值 ε ， $0.05 \geq \varepsilon > 0$ 或达到修正次数 Q ，进入 S7；否则，返回 S5；

S7.保存修正后的待修正健康参数修正因子。

2.根据权利要求 1 所述的基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法，其特征在于，其中，生成动态并行补偿器的训练数据和测试数据的步骤如下：

S1.1 设采集的 M 次航空发动机全包线运行试车数据中，其中 N 次为性能未蜕化状态的试车数据，每次试车数据中含有 P 个样本，其中 M 、 N 、 P 为自然数，且 $M > N$ ；每个样本中输入变量为采样时间 T_s 、飞行高度 H 、马赫数 Ma 和燃油流量 W_f ，输出变量为压气机出口压力 P_3 、低压涡轮出口总温 T_5 、低压转子转速

N_1 和高压转子转速 N_2 ;

S1.2 产生原始非线性部件级模型输出: 将采集的 N 次性能未蜕化状态的试车数据中的输入变量 t_i 、 H_i 、 Ma_i 和 W_{fi} 作为输入信号, 逐次输入航空发动机原始部件级模型, 得到 N 次原始非线性部件级模型输出: 压气机出口压力 P_{3i}' 、低压涡轮出口总温 T_{5i}' 、低压转子转速 N_{1i}' 和高压转子转速 N_{2i}' , $i=1,2,\dots,N$;

S1.3 产生输出数据样本: 将性能未蜕化状态的试车输出数据与原始非线性部件级模型输出分别相减, 得到 N 次输出数据样本, 即 $\Delta P_{3i} = P_{3i} - P_{3i}'$, $\Delta T_{5i} = T_{5i} - T_{5i}'$, $\Delta N_{1i} = N_{1i} - N_{1i}'$, $\Delta N_{2i} = N_{2i} - N_{2i}'$, $i=1,2,\dots,N$;

S1.4 归一化处理: 将 W_{fi} 、 ΔP_{3i} 、 ΔT_{5i} 、 ΔN_{1i} 和 ΔN_{2i} 逐次分别进行归一化处理, $W_{fi}^* = W_{fi} / [Max(W_{fi}) - Min(W_{fi})]$, $i=1\dots N$, W_{fi}^* 为第 i 次归一化燃油流量, $Max(\cdot)$ 表示求最大值, $Min(\cdot)$ 表示求最小值; N 次输出数据样本 ΔP_{3i} 、 ΔT_{5i} 、 ΔN_{1i} 和 ΔN_{2i} 也做相同归一化处理, 分别得到第 i 次归一化输出数据样本, 包括压气机出口压力 P_{3i}^* 、低压涡轮出口总温 T_{5i}^* 、低压转子转速 N_{1i}^* 和高压转子转速 N_{2i}^* ;

S1.5 数据编码: 设 N 次性能未蜕化状态的试车数据对应 l 种飞行高度和 k 种马赫数, 对其进行编码, 即建立一个 $l \times k$ 位二进制数, 每一位对应一种飞行高度和马赫数的组合; 若二进制数中某位为 1, 则表示航空发动机工作于该飞行高度和马赫数下;

S1.6 产生数据样本: 将第 i 次性能未蜕化状态的试车数据对应的编码后飞行高度和马赫数的二进制数逐位追加在 W_{fi}^* 、 P_{3i}^* 、 T_{5i}^* 、 N_{1i}^* 和 N_{2i}^* , 数据长度变为 $P + l \times k$, $i=1,2,\dots,N$;

S1.7 随机选取 $N \times (P + l \times k)$ 个样本中的五分之四作为训练样本, 五分之一作为测试样本。

3. 根据权利要求 2 所述的基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修

正方法，其特征在于，构建基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的步骤如下：

S2.1 建立一个循环神经网络，网络参数为：1 个输入层，1 个输出层，10 个 RNN 循环神经层，6 个线形层，5 个激活层，激活函数选择为 ReLu 函数，更新规则采用随机梯度下降法，动量为 0.9，迭代次数为 20000 次，设置学习率 $10^{-3} > l_r > 10^{-5}$ 及权重衰减系数 $0.3 > \lambda > 10^{-5}$ ，损失函数 R 采用如下形式：

$$R = \frac{1}{N \times (P + l \times k)} (y_t - y_n)^T (y_t - y_n) + \frac{1}{2} \lambda w^T w$$

其中， y_t 表示测试样本中的输出数据， y_n 表示并行补偿器的输出数据， w 表示循环神经网络中的权重，采用训练样本对该循环神经网络进行训练；

S2.2 采用测试样本对训练后的循环神经网络进行测试，计算损失函数；

S2.3 若测试样本的损失函数值大于指标 ζ ， $0.03 \geq \zeta > 0$ ，则返回 S2.1，更改学习率 l_r 及权重衰减系数 λ ，重新训练网络；否则，保存网络参数，完成基于循环神经网络算法的动态并行补偿器的构建。

4. 根据权利要求 3 所述的所述的基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法，其特征在于，一种基于集成评价的多指标决策算法，具体步骤如下：

航空发动机健康参数包括风扇流量因子 Q_f 、风扇效率因子 E_f 、压气机流量因子 Q_c 、压气机效率因子 E_c 、高压涡轮流量因子 Q_{th} 、高压涡轮效率因子 E_{th} 、低压涡轮流量因子 Q_{tl} 、低压涡轮效率因子 E_{tl} 、燃烧室总压恢复系数 $SigComb$ 、外涵道总压恢复系数 $SigBypass$ ；健康参数修正因子及其允许修正范围分别为 F_i 及 $[F_{imin}, F_{imax}]$ ， $i = 1, \dots, 10$ ；

S3.1 在原始非线性部件级模型中，令 $H = 0$ ， $Ma = 0$ ，燃油流量按照全包线

试车数据从慢车到最大状态分别给定, 健康参数修正因子全部设为 1, 仿真计算原始非线性模型各稳态点数据 P_{3s} 、 T_{5s} 、 N_{1s} 、 N_{2s} ;

S3.2 在原始非线性部件级模型中, 令 $H = 0$, $Ma = 0$, 燃油流量按照全包线试车数据从慢车到最大状态分别给定, 依次将健康参数修正因子由 F_{imin} 以 0.05 的步长增加至 F_{imax} , 保持其余健康参数修正值为 1, 仿真计算扰动的原始非线性模型各稳态点数据 P_{3sij} 、 T_{5sij} 、 N_{1sij} 、 N_{2sij} , $i = 1, \dots, 10$, $j = 1, \dots, [(F_{imax} - F_{imin}) / 0.05]$;

S3.3 计算稳态点误差相对偏差量 $DP_{3sij} = |P_{3sij} - P_{3s}| / P_{3s}$ 、 $DT_{5sij} = |T_{5sij} - T_{5s}| / T_{5s}$ 、 $DN_{1sij} = |N_{1sij} - N_{1s}| / N_{1s}$ 、 $DN_{2sij} = |N_{2sij} - N_{2s}| / N_{2s}$, $i = 1, \dots, 10$, $j = 1, \dots, [(F_{imax} - F_{imin}) / 0.05]$;

S3.4 构建区间数形式的决策矩阵 $U = [U_{in}]$, $U_{in} = [u_{lin}, u_{uin}]$, 其中 $u_{li1} = \min_j (DP_{3sij})$, $u_{ui1} = \max_j (DP_{3sij})$, $u_{li2} = \min_j (DT_{5sij})$, $u_{ui2} = \max_j (DT_{5sij})$, $u_{li3} = \min_j (DN_{1sij})$, $u_{ui3} = \max_j (DN_{1sij})$, $u_{li4} = \min_j (DN_{2sij})$, $u_{ui4} = \max_j (DN_{2sij})$, $i = 1, \dots, 10$, $n = 1, \dots, 4$;

S3.5 计算

$$B_{in} = [b_{in}] = \frac{k(U_{in})}{\sum_{i=1}^{10} k(U_{in})}, k(U_{in}) = (u_{lin} + u_{uin}) / 2$$

$$E_{in} = [e_{in}] = \frac{1 - L(U_{in})}{10 - \sum_{i=1}^{10} L(U_{in})}, L(U_{in}) = u_{uin} - u_{lin}$$

$$q_n = \eta \left(-\frac{1}{\ln 10} \sum_{i=1}^{10} b_{in} \ln b_{in} \right) + (1 - \eta) \left(-\frac{1}{\ln 10} \sum_{i=1}^{10} e_{in} \ln e_{in} \right)$$

其中, B_{in} 是中点归一化矩阵, E_{in} 是长度归一化矩阵, q_n 是第 n 个属性的信息熵, $0 < \eta < 1$ 是平衡因子, $i = 1, \dots, 10$, $n = 1, \dots, 4$;

计算熵权

$$w_n = \frac{1 - q_n}{\sum_{n=1}^4 (1 - q_n)};$$

S3.6 计算熵权决策值

$$v_i = 1 - \sum_{n=1}^4 w_n (|u_{lin} - u_{in}^*| + |u_{uin} - u_{in}^*|) / 2$$

其中, $u_{in}^* = (u_{lin} + u_{uin}) / 2$, $i = 1, \dots, 10$, $n = 1, \dots, 4$;

S3.7 构造加权规范化决策矩阵 $J_{in} = U_{in} w_n$, 确定正理想点 $\tilde{c}^+$ 和负理想点 $\tilde{c}^-$ 大小分别为

$$\begin{cases} \tilde{c}^+ = (\tilde{c}_1^+, \dots, \tilde{c}_4^+) \\ \tilde{c}^- = (\tilde{c}_1^-, \dots, \tilde{c}_4^-) \end{cases}$$

其中, $\tilde{c}_n^+ = \text{Max}_i(J_{in})$, $\tilde{c}_n^- = \text{Min}_i(J_{in})$;

计算距离

$$\begin{cases} d_i^+ = \sqrt{\sum_{n=1}^4 (J_{in} - \tilde{c}_n^+)^2} \\ d_i^- = \sqrt{\sum_{n=1}^4 (J_{in} - \tilde{c}_n^-)^2} \end{cases};$$

其中, d_i^+ 是加权规范化决策矩阵 J_{in} 和正理想点 $\tilde{c}^+$ 的距离, d_i^- 是加权规范化决策矩阵 J_{in} 和负理想点 $\tilde{c}^-$ 的距离;

计算决策值

$$c_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}, \quad i = 1, \dots, 10;$$

S3.8 计算综合决策值 $F_i = \alpha (v_i + c_i)$, α 是放大系数, 取值为 1, $i = 1, \dots, 10$, 并按其值由大到小进行排序, 选择前四个参数作为待修正健康参数。

5. 根据权利要求 4 所述的基于深度学习算法的航空发动机全包线模型自适应修正方法, 其特征在于, 基于遗传算法的修正器的参数设置为: 遗传算法的种群大小为 100, 迭代次数为 20, 优良子辈为 5, 变异子辈由高斯分布产生, 交叉子辈概率为 0.8, 遗传算法的适应度函数为 P_3 、 T_5 、 N_1 和 N_2 的航空发动机全包线运行试车数据与经过修正器修正的航空发动机非线性部件级模型输出的误差之和, 变量个数为 4 个。

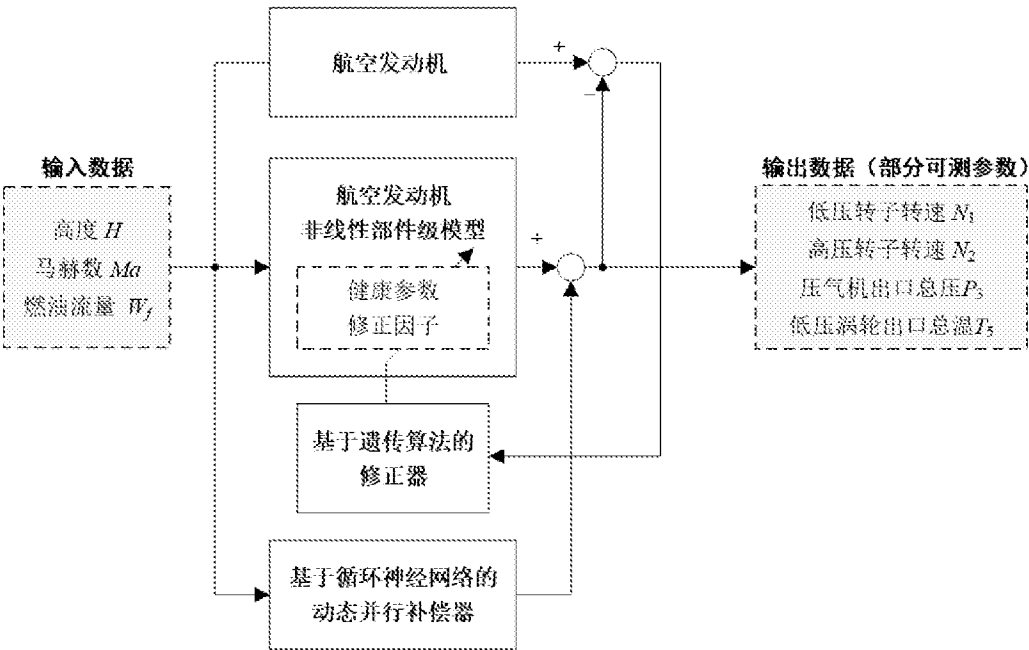


图 1

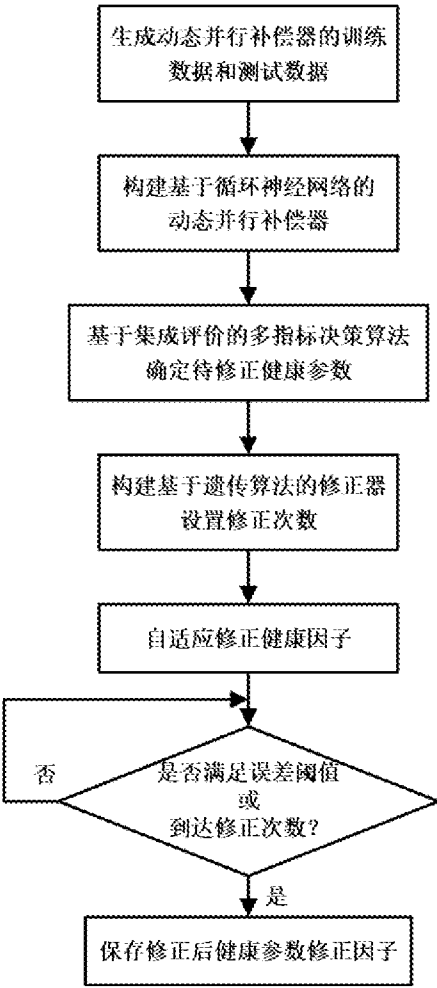


图 2

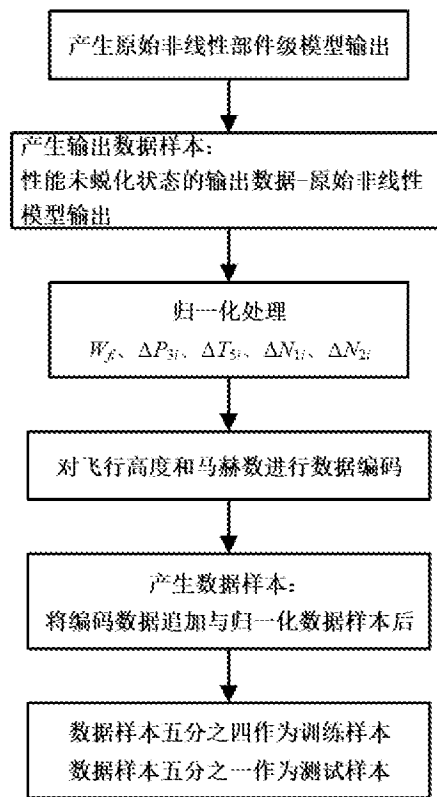


图 3

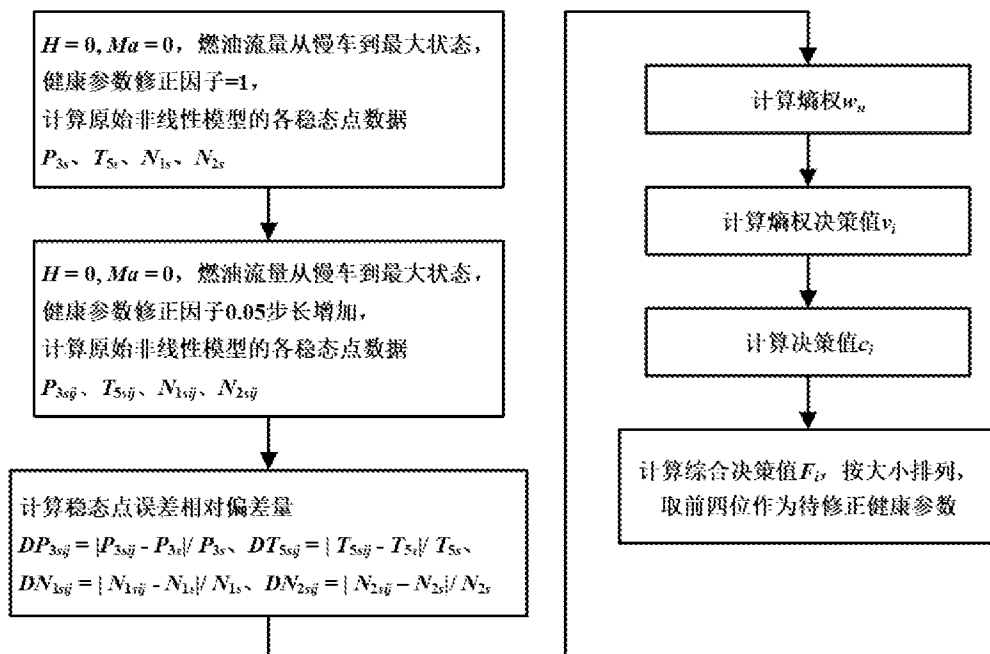


图 4

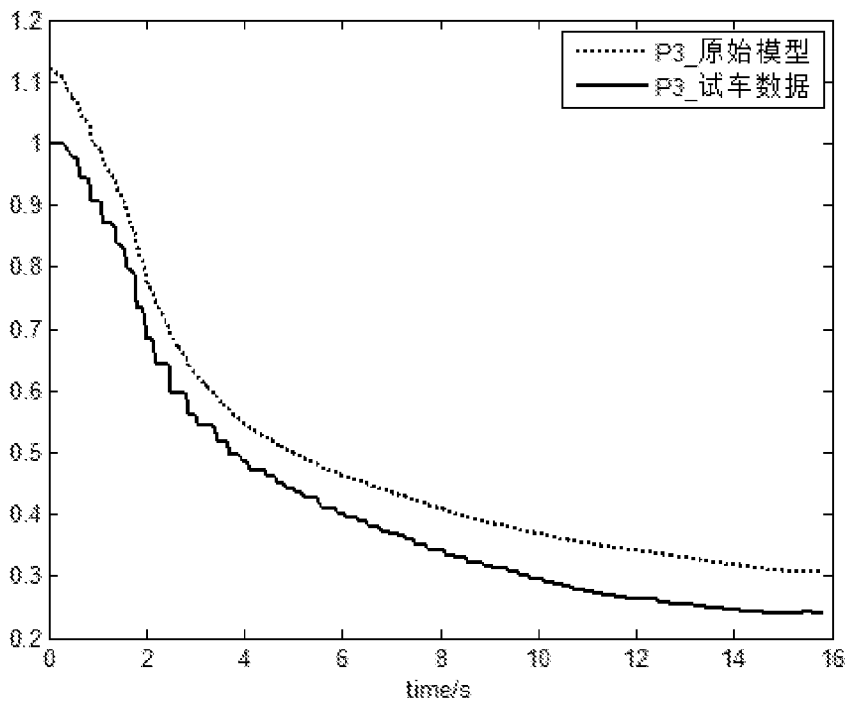


图 5

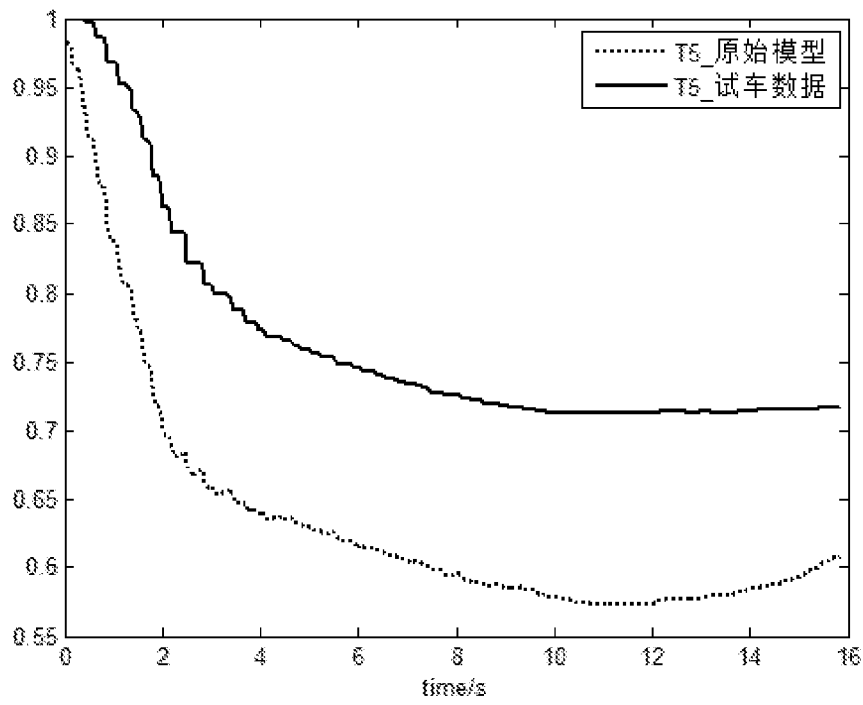


图 6

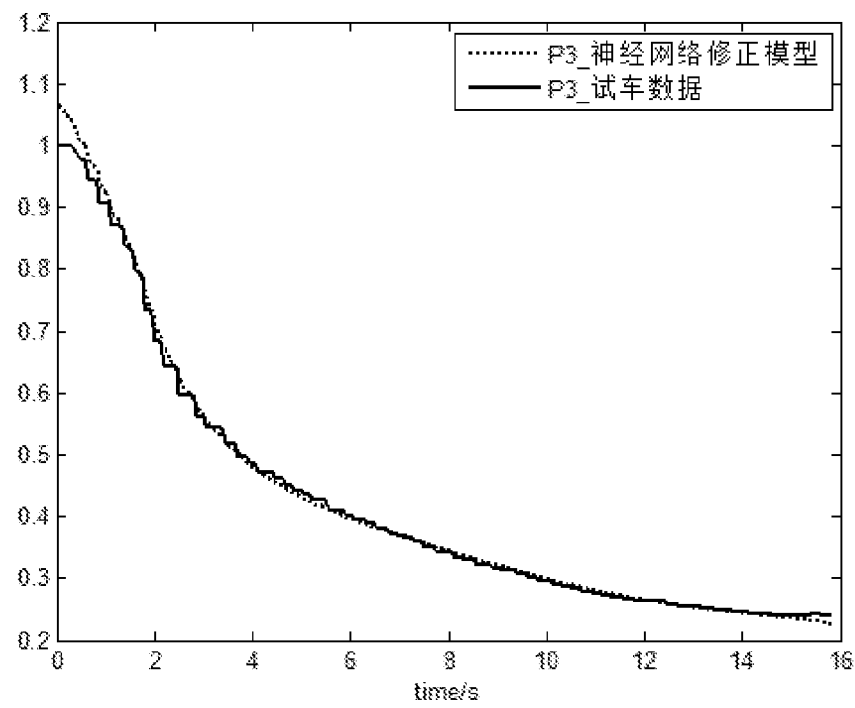


图 7

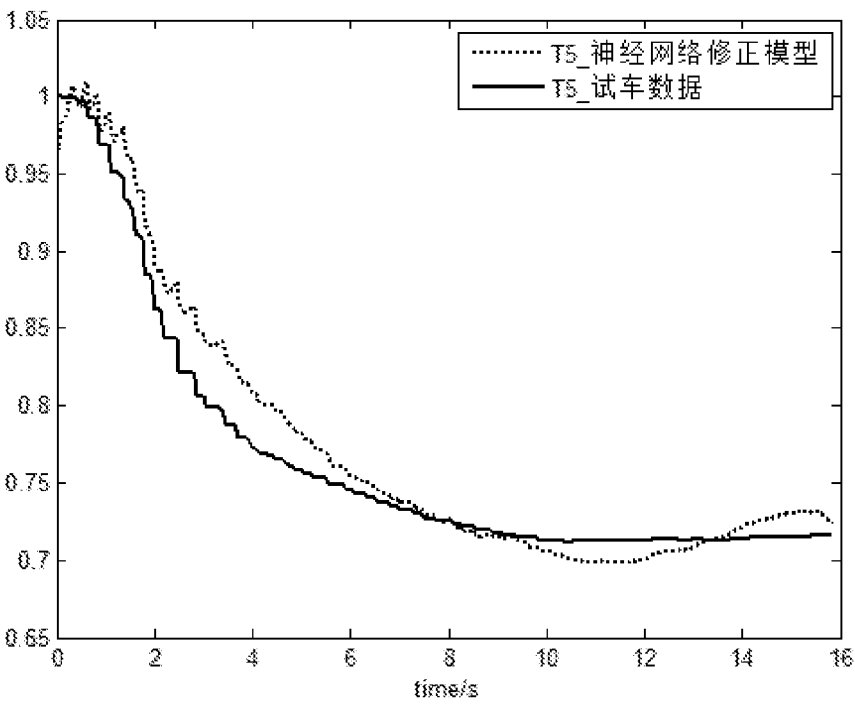


图 8

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/074084

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 17/50(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT; CNKI; WPI; EPODOC: 航空, 发动机, 模型, 修正, 自适应, 自调整, 神经网络, 补偿, 决策, 参数, 误差, aviation, engine, model, correct, modify, adapt, adjust, regulate, neural network, compensate, decision, parameter, error

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 107045575 A (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) 15 August 2017 (2017-08-15) description, paragraphs [0008]-[0049]	1-5
A	CN 104834785 A (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) 12 August 2015 (2015-08-12) entire document	1-5
A	CN 106483850 A (SHENYANG AEROSPACE XINGUANG GROUP CO., LTD.) 08 March 2017 (2017-03-08) entire document	1-5

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

11 October 2018

Date of mailing of the international search report

25 October 2018

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/074084

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	107045575	A	15 August 2017	None	
CN	104834785	A	12 August 2015	None	
CN	106483850	A	08 March 2017	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/074084

A. 主题的分类

G06F 17/50(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNPAT;CNKI;WPI;EPDOC:航空, 发动机, 模型, 修正, 自适应, 自调整, 神经网络, 补偿, 决策, 参数, 误差, aviation, engine, model, correct, modify, adapt, adjust, regulate, neural network, compensate, decision, parameter, error

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 107045575 A (南京航空航天大学) 2017年 8月 15日 (2017 - 08 - 15) 说明书第[0008]-[0049]段	1-5
A	CN 104834785 A (南京航空航天大学) 2015年 8月 12日 (2015 - 08 - 12) 全文	1-5
A	CN 106483850 A (沈阳航天新光集团有限公司) 2017年 3月 8日 (2017 - 03 - 08) 全文	1-5

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2018年 10月 11日

国际检索报告邮寄日期

2018年 10月 25日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中华人民共和国国家知识产权局(ISA/CN)
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

受权官员

焦月

传真号 (86-10)62019451

电话号码 86-(10)-53961306

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/074084

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	107045575	A	2017年 8月 15日	无	
CN	104834785	A	2015年 8月 12日	无	
CN	106483850	A	2017年 3月 8日	无	