

基于 Hammerstein-Wiener 的燃气轮机非线性建模方法研究

栾俊奇¹, 李淑英¹, 曹云鹏¹, 古成中²

(1. 哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 中国人民解放军 91663 部队, 山东 青岛 266012)

摘要:对燃气轮机建模是实施控制、性能优化及状态监测等工作的基础。本文提出一种基于 Hammerstein-Wiener 的燃气轮机非线性建模方法, 首先采用传递函数建立燃气轮机动态线性模型, 然后分别采用分段线性函数和小波变换网络作为非线性输入环节和输出环节的函数, 用来描述燃气轮机的非线性特性, 并构建了损失函数。将模型的信息向量与参数向量解耦, 基于燃气轮机实际运行数据, 利用高斯牛顿非线性最小二乘法 (Gauss-Newton) 实现对参数向量的辨识, 生成燃气轮机的非线性模型, 并与 ARX、BP 和 CNN 模型进行对比, 利用测试数据对非线性模型的外延性进行验证。结果表明, 所建立的非线性模型具有更高的精度, 均方根误差 (RMSE) 最大为 0.010 9, 平均绝对百分比误差 (MAPE) 最大为 3.305 4%, 拟合度 (FIT) 最小为 0.998 7, 实现了对实际燃气轮机监测数据的准确拟合。

关键词:燃气轮机; 非线性建模; Hammerstein-Wiener 模型; Gauss-Newton 法

中图分类号: TK221

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.11.020

[引用本文格式] 栾俊奇, 李淑英, 曹云鹏, 等. 基于 Hammerstein-Wiener 的燃气轮机非线性建模方法研究 [J]. 热能动力工程, 2024, 39(11): 186-194. LUAN Junqi, LI Shuying, CAO Yunpeng, et al. Research on nonlinear modeling method of gas turbine based on Hammerstein-Wiener [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(11): 186-194.

Research on Nonlinear Modeling Method of Gas Turbine based on Hammerstein-Wiener

LUAN Junqi¹, LI Shuying¹, CAO Yunpeng¹, GU Chengzhong²

(1. College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001;

2. Unit 91663 of People's Liberation Army of China, Qingdao, China, Post Code: 266012)

Abstract: The modeling of a gas turbine serves as the foundation for its control, performance optimization and state monitoring. This paper proposed a nonlinear modeling approach for gas turbines based on Hammerstein-Wiener methodology. Firstly, the dynamic linear model of the gas turbine was established using the transfer function. Then, the piecewise linear function and the wavelet transform network were employed as the functions of the nonlinear input and output links, respectively, to depict the gas turbine's nonlinear characteristics. And the loss function was constructed. The information vector of the model was decoupled from the parameter vector, and the parameter vector was estimated using the Gauss-Newton nonlinear least squares method based on actual operational data of the gas turbine, thereby obtaining a nonlinear model for the gas turbine, which was compared with ARX, BP and CNN models. The test data

收稿日期: 2024-04-25; 修订日期: 2024-05-25

基金项目: 国家科技重大专项 (J2019-I-0003-0004)

Fund-supported Project: National Science and Technology Major Project (J2019-I-0003-0004)

作者简介: 栾俊奇 (1996-), 男, 哈尔滨工程大学博士研究生。

通信作者: 曹云鹏 (1979-), 男, 哈尔滨工程大学副教授。

was utilized to validate the nonlinear model's extensibility. The results demonstrate that the established nonlinear model exhibits enhanced accuracy. The maximum root-mean-square error (RMSE) is 0.010 9, the maximum mean absolute percentage error (MAPE) is 3.305 4%, and the minimum FIT is 0.998 7, indicating the model's capability to accurately fit actual gas turbine monitoring data.

Key words: gas turbine, nonlinear modeling, Hammerstein-Wiener model, Gauss-Newton method

引言

燃气轮机具有功率密度大、启动快、低频噪音分量小等优势,成为航空、船舶、发电以及油气管道运输等领域的主要动力设备之一。对燃气轮机建模是实施控制、优化、监测等工作的基础^[1-2]。

现阶段燃气轮机模型可分为机理模型、线性模型、数据驱动模型和混合模型等。其中,机理模型^[3]基于热力学、转子动力学和燃烧学等理论,考虑了燃气轮机的动态特性,实现稳态工况点下各部件之间的流量平衡及功率平衡,但缺点是需要足够的专业知识和经验,例如设备的运行特性和设计参数等,且计算成本高、建立难度大。上世纪 70 年代,Urban^[4]将非线性模型在稳态下进行小偏差线性化,获得了性能参数和测量参数的线性化关系。从此许多学者对此开展研究,并充分应用在故障诊断等领域中^[5-6]。线性模型结构简单,计算负担小,可以进行实时计算,但只能在某个稳态工作点附近运行,这也限制了线性模型的应用。针对这一问题,相关研究提出了线性时变参数模型,例如 LPV 模型^[7]等,实现了在全工况范围内的建模。随着计算机技术的发展,数据驱动模型得到了广泛关注。数据驱动模型^[8]主要基于海量的运行数据,通过输入数据和输出数据训练模型,包括各类神经网络模型及机器学习模型。基于数据驱动的建模方法其优点是不依赖物理公式、可以在不了解燃气轮机机理的前提下建立模型,本质上是一个黑箱模型,其缺点是可解释性较差,模型容易过拟合。

现今,许多学者对混合模型进行研究,混合模型^[9-10]将多种类型的模型进行结合来弥补单一模型的缺点,研究最多的是将机理模型或线性模型与数据驱动模型相结合的混合模型,利用数据驱动模型对机理模型和线性模型产生的误差进行“补偿”。

Mousavi 等人^[11]建立了重型燃气轮机混合模型,利用实验数据构建非线性动力学模型,然后运用自适应神经模糊推理系统补偿动力学模型产生的“误差”,提高了模型的精度,但是这种方式仍需要足够的先验知识以及海量的运行数据作为支撑。

综上,本文基于混合模型的相关理论,提出基于 Hammerstein-Wiener 模型^[12]的燃气轮机非线性建模方法,采用线性动态模型描述燃气轮机的线性特性,即输入量和输出量整体上保持线性关系,利用非线性函数“补偿”局部的非线性关系,从而提高模型的精度。将一段实际燃气轮机运行数据分为训练集和测试集,基于 Gauss-Newton^[13]法,训练集被用于模型参数的辨识,测试集被用于验证所建立模型的可行性。本研究的优势在于仅依靠输入和输出数据获取到燃气轮机的非线性模型,同时保证了足够的精度,且原理简单,计算量小,可为燃气轮机状态监测相关工作提供基准。

1 燃气轮机系统介绍

本文以 GE LM2500 航改型发电用燃气轮机^[14]为研究对象,其主要结构如图 1 所示。

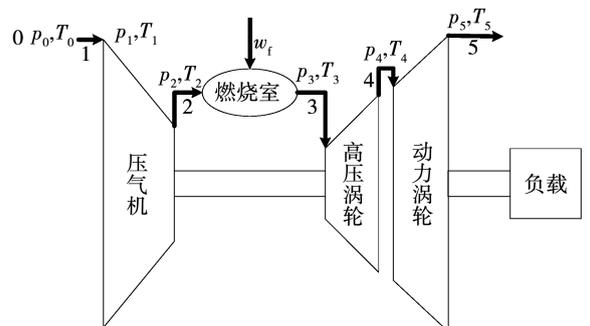


图 1 GE LM2500 航改型发电用燃气轮机结构图

Fig. 1 Structure diagram of GE LM2500 aero-derivative gas turbine for power generation

LM2500 采用柴油或者天然气作为燃料,其核

心主要包括燃气发生器和动力涡轮以及发电负载,燃气发生器主要部件从左到右依次为压气机、燃烧室和高压涡轮。其中, p 为截面压力, T 为截面温度, w_f 为燃烧室进口燃油流量。

发电用燃气轮机一般采用闭环的等动力涡轮转速控制策略,即电网频率恒定控制,在负载发生变化时,仍然能通过控制系统(一般为 PID 控制器)调节输入参数来保证动力涡轮的转速不变,从而使得电网频率保持稳定,GE LM2500 燃气轮机主要性能参数如表 1 所示。

表 1 GE LM2500 燃气轮机性能参数

Tab.1 GE LM2500 gas turbine performance parameters

参 数	数 值
功率/MW	25
效率/%	35 ~ 40
转速/r·min ⁻¹	3600
进气流量/kg·s ⁻¹	69.4
排气流量/kg·s ⁻¹	70.3
排气温度/°C	566

2 Hammerstein-Wiener 模型及辨识方法

2.1 模型结构

本文采用 Hammerstein-Wiener 模型(以下简称 HW 模型)作为燃气轮机的非线性模型,HW 模型的结构如图 2 所示。

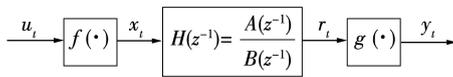


图 2 Hammerstein-Wiener 模型结构

Fig.2 Hammerstein-Wiener model structure

由图 2 可以看出,HW 模型可以分为 3 部分,分别为两个静态非线性模块和一个动态线性模块。 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 为非线性静态模块的函数,非线性函数是一个静态的(无记忆)函数,非线性函数可以选择的形式主要有分段线性函数,死区、饱和、小波变换网络、Sigmoid 网络等。其中,给定时间 t 的输出值仅取决于时间 t 的输入值, $H(z^{-1})$ 为动态线性模块的函数, z^{-1} 为后移算子, A 、 B 为多项式,最常用的形

式为传递函数。 u_i 为模型的输入, y_i 为模型的输出, x_i 和 r_i 为模型的中间变量。

2.1.1 输入静态非线性函数 $f(\cdot)$

假设 $f_i(\cdot)$ 为基函数,则可以将 x_i 表示为基函数的线性和的形式:

$$x_i = \sum_{i=1}^m c_i f_i(u_i) = F^T C \quad (1)$$

其中, m 为函数的阶次, C 为基函数的系数向量, $C = [c_1, c_2, \dots, c_m]^T$, $F = [f_1, f_2, \dots, f_m]^T$ 。

2.1.2 线性动态函数 $H(z^{-1})$

与静态函数不同,线性动态函数的输出不仅与当前时间的输入有关,还与过去时间的输入和输出有关,在 HW 模型中一般选用传递函数进行描述,具体函数形式如下:

$$H(z^{-1}) = \frac{A(z^{-1})}{B(z^{-1})} = \frac{a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_p z^{-p}}{1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_q z^{-q}} \quad (2)$$

其中, $A(z^{-1}) = [a_1, a_2, \dots, a_p]^T$, $B(z^{-1}) = [1, b_1, \dots, b_q]^T$ 为线性函数的系数向量, p 、 q 为阶数,且有 $z^{-1}x_i = x_{i-1}$,依次类推,可以得到线性动态环节的输出 r_i 为 $H(z^{-1})x_i$,将其写成差分形式如下:

$$r_i = H(z^{-1})x_i = \sum_{i=0}^p a_i x_{i-i} - \sum_{j=1}^q b_j r_{i-j} = X^T A - R^T \bar{B} \quad (3)$$

其中, $X = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-p}]^T$, $R = [r_{i-1}, r_{i-2}, \dots, r_{i-q}]^T$, $\bar{B} = [b_1, b_2, \dots, b_q]^T$ 。

2.1.3 非线性输出函数 $g(\cdot)$

与非线性输入函数类似,非线性输出函数只与其当前输入量有关,假设基函数为 $g_j(\cdot)$,则有:

$$y_i = g(r_i) = \sum_{j=1}^n d_j g_j(r_i) = G^T D \quad (4)$$

其中, n 为非线性输出函数的基函数的个数, D 为基函数的系数向量, $D = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T$, $G = [g_1(r_i), g_2(r_i), \dots, g_n(r_i)]^T$ 。

2.1.4 HW 模型整体结构

基于图 2 中的关系,联立式(1)、式(3)和式(4),有如下等式:

$$y_i = \sum_{k=1}^n d_j g_j \left(\sum_{i=1}^p a_i x_{i-i} - \sum_{j=1}^q b_j r_{i-j} \right) =$$

$$\sum_{k=1}^n d_j g_j \left\{ \sum_{i=1}^p a_i \left[\sum_{i=1}^m c_i f_i(u_i) \right] - \sum_{j=1}^q b_i r_{i-j} \right\} = \mathbf{G}(a, b, c, u_i)^T \mathbf{D} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{G}(a, b, c, u_i) = \mathbf{F}_p^T \boldsymbol{\Omega} - \mathbf{R}^T \bar{\mathbf{B}} = [\mathbf{F}_p^T \quad \mathbf{R}^T]$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Omega} \\ \bar{\mathbf{B}} \end{bmatrix} = \Xi \chi, \quad \mathbf{F}_p^T = [f_1(u_i), f_1(u_{i-1}), \dots, f_i(u_{i-p})], \quad \Xi$$

为信息向量, χ 为需要求解的参数向量。

$\boldsymbol{\Omega}$ 是以元素 ac 为主的向量, 具体形式如下:

$$\boldsymbol{\Omega} = [a_1 c_1, a_1 c_2, \dots, a_p c_m] \quad (6)$$

在辨识的过程中无法将 ac 分离, 因此将 ac 元素视作一个变量, 在辨识结束后将其解耦。将 $\boldsymbol{\Omega}$ 重新构建为一个 $m \times p$ 的矩阵 $\boldsymbol{\Omega}_0$:

$$\boldsymbol{\Omega}_0 = \begin{bmatrix} a_1 c_1 & a_1 c_2 & \dots & a_1 c_m \\ a_2 c_1 & a_2 c_2 & \dots & a_2 c_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_p c_1 & a_p c_2 & \dots & a_p c_m \end{bmatrix} \quad (7)$$

从式(7)可以看出, 矩阵 $\boldsymbol{\Omega}_0$ 是秩为 1 的矩阵, 利用奇异值分解的方法可以将其改写为两个向量相乘的形式, 具体过程如下:

将 $\boldsymbol{\Omega}_0$ 进行奇异值分解得, $\boldsymbol{\Omega}_0 = \mathbf{P} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{Q}^T$, 由于

$$\text{rank}(\boldsymbol{\Omega}_0) = 1, \text{ 因此 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \xi \\ \vdots \end{bmatrix}, \text{ 构建两个向量 } \boldsymbol{\lambda}_\alpha =$$

$[1 \ 0 \ \dots \ 0]^T, \boldsymbol{\lambda}_\beta = [\xi \ 0 \ \dots \ 0]^T$, 则 $\mathbf{A} = \boldsymbol{\lambda}_\alpha \boldsymbol{\lambda}_\beta^T$, 带入原方程 $\boldsymbol{\Omega}_0 = \mathbf{P} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{Q}^T$ 中可得, $\boldsymbol{\Omega}_0 = \mathbf{P} \boldsymbol{\lambda}_\alpha \boldsymbol{\lambda}_\beta^T \mathbf{Q}^T = (\mathbf{P} \boldsymbol{\lambda}_\alpha) (\mathbf{Q} \boldsymbol{\lambda}_\beta)^T$, 因此有如下关系:

$$\mathbf{A} = \mathbf{P} \boldsymbol{\lambda}_\alpha, \mathbf{C} = \mathbf{Q} \boldsymbol{\lambda}_\beta \quad (8)$$

这样就将所有待求解的参数向量 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}$ 进行了解耦。

2.2 基于 Gauss-Newton 的辨识方法

构建损失函数并对参数向量进行求解, 已知实际值与模型估计值的误差 e 为:

$$e = y_i - \hat{y}_i = y_i - \mathbf{G}(a, b, c, u_i) \quad (9)$$

$$\mathbf{D} = y_i - \mathbf{G}(a, b, c, u_i) \mathbf{G}^\dagger(a, b, c, u_i) y_i$$

其中, $\mathbf{G}^\dagger(a, b, c, u_i)$ 为 $\mathbf{G}(a, b, c, u_i)$ 的广义逆矩阵, 将 $\mathbf{G}(a, b, c, u_i)$ 简写为 \mathbf{G} , 因此损失函数可以写成以 χ 为自变量的二次函数:

$$\zeta = e^T e = (y_i - \mathbf{G} \chi)^T (y_i - \mathbf{G} \chi) \quad (10)$$

通过最小化函数 ζ , 获得参数向量 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$, 代入

式(5)中获得向量 \mathbf{D} 的估计值, 完成 HW 模型的辨识。

对于这种欠定的优化问题, 通常可以利用牛顿法进行求解, 该方法需要获得损失函数的梯度以及 Hessian 矩阵 (二阶导数), 但是在实际求解过程中 Hessian 矩阵的计算非常繁琐, 因此本文利用高斯牛顿非线性最小二乘法 (Gauss-Newton) 对参数向量进行求解, 在求解得到梯度的情况下同样能够获得参数向量的数值解。

已知 $e = [e_1, e_2, \dots, e_k]^T$, k 为数据的个数, 求 ζ 的梯度的第 j 个元素, 得:

$$(\nabla \zeta)_j = \frac{\partial \zeta}{\partial \chi_j} = 2 \sum_{i=1}^k e_i \frac{\partial e_i}{\partial \chi_j} \quad (11)$$

e 的 Jacobi 矩阵为:

$$\mathbf{J}(\chi) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial \chi_1} & \frac{\partial e_1}{\partial \chi_2} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial \chi_j} \\ \frac{\partial e_2}{\partial \chi_1} & \frac{\partial e_2}{\partial \chi_2} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial \chi_j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_k}{\partial \chi_1} & \frac{\partial e_k}{\partial \chi_2} & \dots & \frac{\partial e_k}{\partial \chi_j} \end{bmatrix} \quad (12)$$

因此, ζ 的梯度可以表示为:

$$\nabla \zeta = 2 \mathbf{J}^T(\chi) e \quad (13)$$

利用链式求导法则, 获得 ζ 的 Hessian 矩阵的第 (o, j) 个元素为:

$$\frac{\partial^2 \zeta}{\partial \chi_o \partial \chi_j} = \frac{\partial}{\partial \chi_o} \left(2 \sum_{i=1}^k r_i \frac{\partial r_i}{\partial \chi_j} \right) = 2 \sum_{i=1}^k \left(\frac{\partial r_i}{\partial \chi_o} \frac{\partial r_i}{\partial \chi_j} + r_i \frac{\partial^2 r_i}{\partial \chi_o \partial \chi_j} \right) \quad (14)$$

由于 $\frac{\partial^2 r_i}{\partial \chi_o \partial \chi_j}$ 在实际计算时较小, 因此可以忽略, 将式(13)和式(14), 代入牛顿法中, 获得计算结果:

$$\chi_{n+1} = \chi_n - (\mathbf{J}^T(\chi) \mathbf{J}(\chi))^{-1} \mathbf{J}^T(\chi) r \quad (15)$$

可以看出, 利用 $\mathbf{J}^T(\chi) \mathbf{J}(\chi)$ 来代替牛顿法中的 Hessian 矩阵, 同样可以对参数向量的数值解进行搜索, 并且计算方式更为简单, 在实际工程中可能面临 $\mathbf{J}^T(\chi) \mathbf{J}(\chi)$ 是一个非正定矩阵的问题, 此时可以在矩阵的对角线上增加一个较小的值进行改进, 也就是 Levenberg-Marquardt 算法, 在此不过多赘述。

2.3 非线性模块函数选取

通过上述分析可知, 非线性输入函数和非线性

输出函数可以用多种形式进行表示,本文选择分段线性函数作为非线性输入函数,选择小波变换网络作为非线性输出函数,探究燃气轮机非线性模型的辨识方法。

2.3.1 分段线性函数

分段线性函数特性如图 3 所示。

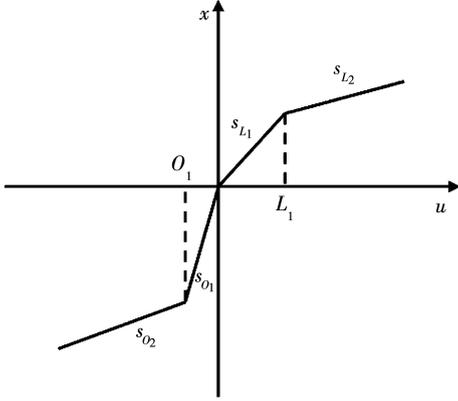


图 3 分段线性函数特性

Fig. 3 Piecewise linear function characteristic

具体的函数形式如下所示:

$$x_i = \begin{cases} s_{L_1} u_i, & 0 \leq u_i \leq L_1 \\ s_{L_2}(u_i - L_1) + s_{L_1} u_i, & u_i > L_1 \end{cases} \quad (16)$$

$$x_i = \begin{cases} s_{o_1} u_i, & O_1 \leq u_i < 0 \\ s_{o_2}(u_i - O_1) + s_{o_1} u_i, & u_i < O_1 \end{cases} \quad (17)$$

式中: L_1 —正半轴的分割点; O_1 —负半轴的分隔点; s —每个线性段的斜率且 $|s| < \infty$ 。

为了表示方便,将分段线性函数改写成统一形式:

$$x_i = s_{L_1} h(-u_i) u_i + (s_{L_2} - s_{L_1}) h(L_1 - u_i) u_i - L_1 (s_{L_2} - s_{L_1}) h(L_1 - u_i) + s_{o_1} h(u_i) u_i + (s_{o_2} - s_{o_1}) h(u_i - O_1) u_i - O_1 (s_{o_2} - s_{o_1}) h(u_i - O_1) \quad (18)$$

式中: h —切换函数,具体形式为:

$$h(\alpha) = \begin{cases} 0, & \alpha \geq 0 \\ 1, & \alpha < 0 \end{cases} \quad (19)$$

将 $[O_1, L_1]$ 区间内进行合并,将式(18)改写为:

$$x_i = s_{L_1} u_i + (s_{o_1} - s_{L_1}) h(u_i) u_i + (s_{L_2} - s_{L_1}) h(L_1 - u_i) u_i - L_1 (s_{L_2} - s_{L_1}) h(L_1 - u_i) + (s_{o_2} - s_{o_1}) h(u_i - O_1) u_i - O_1 (s_{o_2} - s_{o_1}) h(u_i - O_1) \quad (20)$$

将式(20)扩展到 $(n_L + n_o)$ 个线性段,如式(21)

所示,其中 n_L 为正半轴线性段个数, n_o 为负半轴线性段个数:

$$x_i = s_{L_1} u_i + (s_{o_1} - s_{L_1}) h(u_i) u_i + \sum_{i=2}^{n_L} [(s_{L_i} - s_{L_{i-1}}) h(L_{i-1} - u_i) u_i - L_{i-1} (s_{L_i} - s_{L_{i-1}}) h(L_{i-1} - u_i)] + \sum_{j=2}^{n_o} [(s_{o_j} - s_{o_{j-1}}) h(u_i - O_{j-1}) u_i - O_{j-1} (s_{o_j} - s_{o_{j-1}}) h(u_i - O_{j-1})] \quad (21)$$

由此获得了非线性输入函数的形式之一,需要求解的参数为分割点的数值以及每个线性段的斜率。

2.3.2 小波变换网络

小波变换是一种常用的信号分解方法^[15],相比于傅里叶变换,小波变换也适用于对非平稳信号的分解,通过使用正交的、迅速衰减的小波函数对原信号进行拟合,通过改变尺度参数和平移参数获得不同的频率分量的时域信息,理论上可以用来拟合任意信号,因此本文选择该方法作为非线性输出函数的表现形式,具体的形式如下:

$$y_i = \sum_{i=1}^{\alpha} \omega_{zi} 2^{-i/2} \psi(2^i r_i - k) + \sum_{i=1}^{\beta} \omega_{vi} 2^{-i/2} \varphi(2^i r_i - k) \quad (22)$$

其中, ω 为小波基函数的系数,也是需要求解的参数; ψ 为小波函数,对应原信号中的高频部分; φ 为尺度函数,对应原信号中的低频部分;下角标 z, v 分别代表小波函数和尺度函数; β 为小波分解的级数,也就是需要的小波基函数的个数,本文选用二进小波变换给定小波基函数的尺度参数和平移参数。对于尺度函数和小波函数来说,控制小波的频率 2^i 更加重要,而平移参数设置一个合适的 k 值即可。

对于小波基函数的选择有 Haar 小波、MexicanHat 小波和 Symlet 小波等,本文选择 MexicanHat 小波作为小波基函数,其具体形式如下:

$$\varphi(x) = (l - \|x\|^2) \exp\left(-\frac{\|x\|^2}{2}\right) \quad (23)$$

$$\psi(x) = \exp\left(-\frac{\|x\|^2}{2}\right) \quad (24)$$

式中: l —原信号的维数。

利用本节给出的特定函数替换 HW 模型的通

用形式,具体表示如下:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{F} &= [u_t, h(u_t)u_t, \dots, (s_{O_{n_0}} - s_{O_{n_0-1}})h(u_t - O_{n_0-1})] \\
 \mathbf{G} &= [2^{\frac{-1}{2}}\psi(2r_t - k), 2^{\frac{-1}{2}}\varphi(2r_t - k), \dots, 2^{\frac{-\beta}{2}}\varphi(2^\beta r_t - k)] \\
 \mathbf{\Omega} &= [s_{L_1}, s_{O_1} - s_{L_1}, s_{L_2} - s_{L_1}, \dots, s_{O_{n_0}} - s_{O_{n_0-1}}, O_{j-1}] \\
 \mathbf{D} &= [w_{z_1}, w_{z_2}, \dots, w_{z_\beta}] \quad (25)
 \end{aligned}$$

基于上述分析,利用 Gauss-Newton 法对参数向量进行求解,获得其辨识结果,最终获得燃气轮机的非线性 HW 模型。

3 实例分析

3.1 运行数据分析

本文采用 GE LM2500 发电型燃气轮机某次运行数据作为训练数据,对 HW 模型进行辨识,利用另外一次运行数据作为测试数据对模型进行验证。以训练数据为例,对其数据特点进行分析。

在闭环条件下,发电型燃气轮机通过负载的变化经过测控系统计算获得当前的输入参数,选择燃油流量 w_f 和进口导叶角度 igv 作为模型的输入参数,选择燃气发生器转速 N_1 、动力涡轮出口平均温度 T_s 及动力涡轮输出扭矩 T_q 作为输出参数,并将所有参数进行归一化和标准化换算^[16]处理,如图 4 所示。

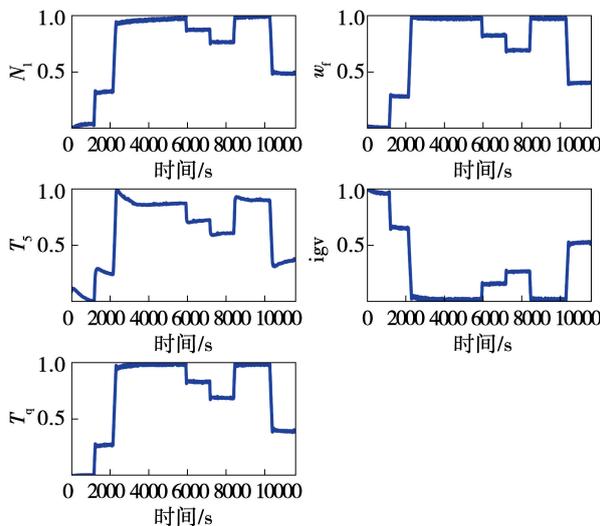


图 4 燃气轮机训练集中的数据

Fig. 4 Data from gas turbine training set

对输入参数和输出参数进行线性关系分析,如图 5 所示。燃气轮机的输入为燃油流量 w_f 和进口导叶角度 igv ,从 w_f 和 igv 与每个输出参数的关系来看,整体上 w_f 与输出参数呈正相关的线性关系, igv 与输出参数呈负相关的线性关系。但是在局部范围内,二者的线性关系较弱,如果单纯的通过线性模型,例如 ARX 模型、多元回归模型进行拟合,其效果必然出现较大的偏差,尤其对于转速和温度这种存在较大惯性的参数,利用非线性模型“补偿”输入参数和输出参数局部的非线性关系是极为必要的。

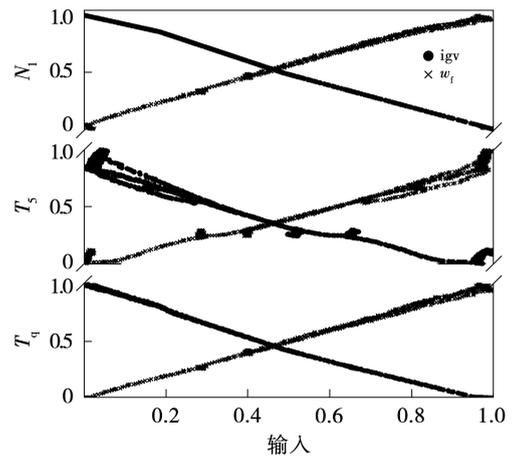
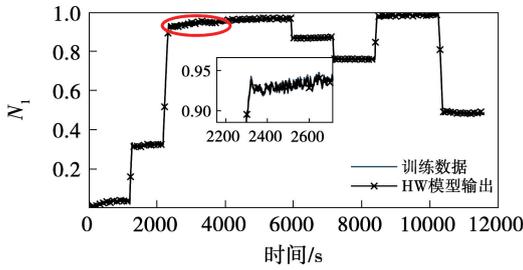


图 5 燃气轮机参数线性关系分析

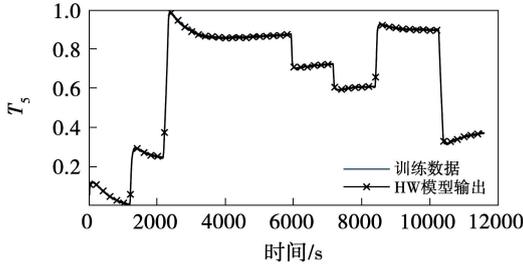
Fig. 5 Analysis of linear relationship of gas turbine parameters

3.2 模型训练结果

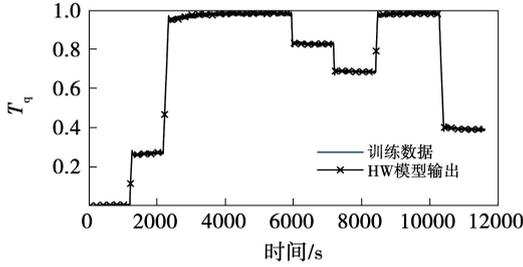
利用 Gauss-Newton 法基于训练数据对 HW 模型参数进行辨识。对于模型结构的选择,由于输入向量的维数为 2,因此根据赤池信息准则(AIC),选择动态线性模型的阶数分别为 $p = 3, q = 6$ 和 $p = 5, q = 6$,输入环节分段线性函数分割点个数为 10,输出环节小波变换网络尺度函数个数选择为 3,小波函数个数选择为 20,迭代次数设置为 400,基于参数向量的辨识结果,得到 HW 模型输出值与实际训练数据之间的对比结果如图 6 所示。由图 6 可知,HW 模型输出数据与所用的训练数据拟合程度较好,尤其是在工况切换的时刻,能够有效地拟合燃气轮机中存在的惯性环节。



(a) 燃气发生器转速



(b) 动力涡轮出口平均温度



(c) 动力涡轮输出扭矩

图6 HM模型输出值与训练数据对比结果

Fig.6 Comparison results of HM model output and training data

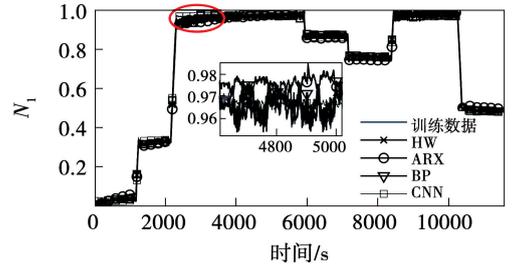
选择 ARX 模型、BP 神经网络模型以及 CNN 模型,在相同的条件下得到模型输出结果,与本文建立的 HW 模型进行对比,结果如图 7 所示。由图 7 可知,在相同条件下,HW 模型无论是在稳态运行还是动态升负载或减负载过程中,模型输出与训练数据的拟合程度均好于其他模型,利用 RMSE、MAPE 和 FIT 3 种性能指标量化模型的精度,计算方法如式 (26) 所示,结果如表 2 ~ 表 4 所示。

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

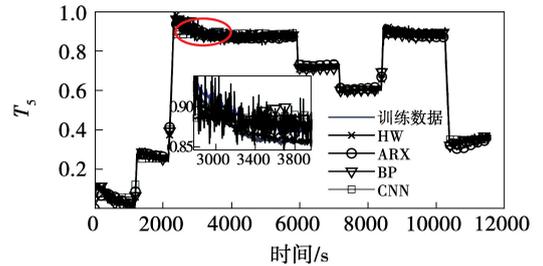
$$MAPE = \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times \frac{1}{n} \times 100\%$$

$$FIT = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{mean})^2} \quad (26)$$

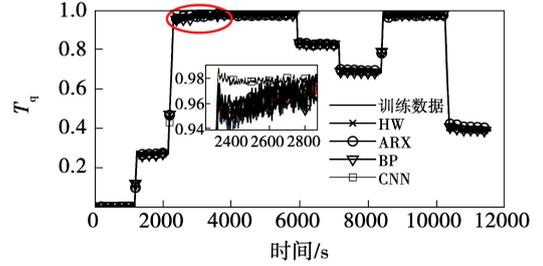
式中: y_i —实测数据; \hat{y}_i —模型输出数据; n —数据个数。



(a) 燃气发生器转速



(b) 动力涡轮出口平均温度



(c) 动力涡轮输出扭矩

图7 HM模型与其他模型对比结果

Fig.7 Comparison results of HM model and other models

表2 模型性能指标对比结果(燃气发生器转速)

Tab.2 Comparison results of model performance indexes (Gas generator speed)

模型	RMSE	MAPE/%	FIT
HW	0.002 4	1.410 6	0.999 9
ARX	0.012 8	5.412 3	0.998 4
BP	0.010 0	0.891 4	0.999 0
CNN	0.014 8	9.768 5	0.997 8

表 3 模型性能指标对比结果(动力涡轮出口平均温度)

Tab. 3 Comparison results of model performance indexes

(Average temperature of power turbine outlet)

模型	RMSE	MAPE/%	FIT
HW	0.003 3	1.111 0	0.999 9
ARX	0.019 4	8.130 4	0.995 7
BP	0.016 5	9.060 3	0.996 9
CNN	0.027 2	17.040 2	0.991 5

表 4 模型性能指标对比结果(动力涡轮输出扭矩)

Tab. 4 Comparison results of model performance indexes

(Power turbine output torque)

模型	RMSE	MAPE/%	FIT
HW	0.003 9	1.859 1	0.999 9
ARX	0.009 4	8.308 4	0.999 2
BP	0.007 9	1.293 6	0.999 9
CNN	0.027 2	4.241 6	0.999 5

由表 2 ~ 表 4 可知,在燃气轮机发生器转速和燃气轮机输出扭矩的计算结果中,BP 神经网络的 MAPE 相比于 HW 模型更小, RMSE 和 FIT 略大,总体来说处于同一水平, HW 模型和 BP 模型的性能优于 ARX 模型和 CNN 模型。从动力涡轮出口平均温度的结果中可以看出, HW 的各项指标均好于其他模型。结合图 7 中的结果,可以得到如下结论:在燃气轮机建模过程中, ARX 模型能够在一定程度上描述燃气轮机的动态线性特性,但是在局部非线性拟合的情况下效果较差; BP 神经网络整体上的拟合效果较好,精度较高,但是对于具有较大惯性的 T_5 效果稍差; CNN 模型在非线性拟合问题上表现较差; HW 模型无论是在描述燃气轮机总体的线性特性还是局部非线性特性的问题上都取得了较好的效果。

3.3 模型测试结果

选择另一次运行数据作为测试数据,对 HW 模型的外延性进行验证,结果如图 8 和表 5 所示。由图 8 和表 5 可知,测试数据与 HW 模型输出数据整体上拟合情况较好,在 T_5 中的效果相对较差,尤其是在升负载时刻,3 个参数中最大的 RMSE 为 0.010 9,最大的 MAPE 为 3.305 4%,最小的 FIT 为 0.998 7,均在可以接受范围内,表明燃气轮机非线性 HW 模型具有一定的可信性,能够为燃气轮机状态检测工

作提供基准。

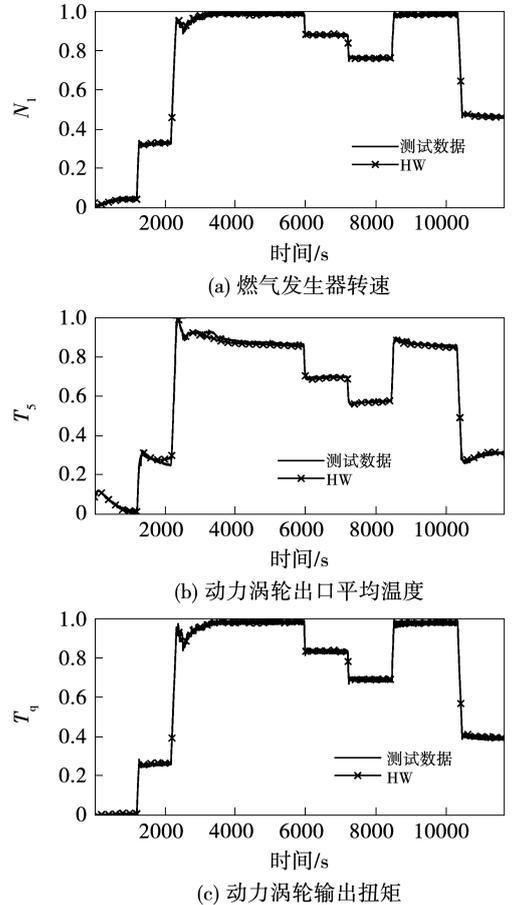


图 8 HM 模型输出值与测试数据对比结果

Fig. 8 Comparison results of HM model output and test data

表 5 HW 模型外延性验证结果

Tab. 5 HW model extensibility verification results

参数	RMSE	MAPE/%	FIT
N_1	0.004 5	1.781 0	0.999 8
T_5	0.010 9	3.305 4	0.998 7
T_q	0.008 8	3.223 4	0.999 3

4 结 论

(1) 在训练集中,与 ARX、BP、CNN 模型进行对比,结果显示 Hammerstein-Wiener 模型除了在燃气发生器转速和动力涡轮输出扭矩上与 BP 模型性能指标相近之外,其余各项指标均优于其他 3 种模型,尤其对动力涡轮出口平均温度的拟合程度远优于其他模型。

(2) 在测试集中,燃气发生器转速、动力涡轮出口平均温度和动力涡轮输出扭矩 3 个参数中,最大的 RMSE 为 0.010 9,最大的 MAPE 为 3.305 4%,最小的 FIT 为 0.998 7,上述结果表明所建立的燃气轮机非线性模型能够有效地对燃气轮机主要监测参数进行拟合。

参考文献:

- [1] VOLPONI A J. Gas turbine engine health management: Past, present, and future trends[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2014, 136(5): 051201.
- [2] TAHAN M, TSOUTSANIS E, MUHAMMAD M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review[J]. Applied Energy, 2017, 198: 122 - 144.
- [3] LI J, YING Y. Gas turbine gas path diagnosis under transient operating conditions: A steady state performance model based local optimization approach [J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 170: 115025.
- [4] URBAN L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[J]. Journal of Aircraft, 1973, 10(7): 400 - 406.
- [5] ALESSANDRINI L, BASSO M, GALANTI M, et al. Maximum likelihood virtual sensor based on thermo-mechanical internal model of a gas turbine[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2021, 29(3): 1233 - 1245.
- [6] 黄 郑, 周建新, 李家伟, 等. 基于改进型强跟踪卡尔曼滤波的燃气轮机气路故障诊断研究[J]. 热能动力工程, 2017, 32(5): 50 - 56, 136 - 137.
HUANG Zheng, ZHOU Jianxin, LI Jiawei, et al. Gas turbine gas-path components health diagnosis based on improved strong tracking Kalman filter[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2017, 32(5): 50 - 56, 136 - 137.
- [7] LU F, QIAN J, HUANG J, et al. In-flight adaptive modeling using polynomial LPV approach for turbofan engine dynamic behavior [J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 64: 223 - 236.
- [8] 刘尚明, 何 皓, 郭森闯. 基于神经网络的燃气轮机控制和建模技术综述[J]. 热力透平, 2022, 51(3): 155 - 160, 169.
LIU Shangming, HE Kai, GUO Senchuang. Review of gas turbine control and modeling technology based on neural network [J]. Thermal Turbine, 2022, 51(3): 155 - 160, 169.
- [9] 靳尧飞, 应雨龙, 李靖超, 等. 基于模型与数据混合驱动的燃气轮机气路故障诊断方法[J]. 热力发电, 2021, 50(9): 66 - 71, 93.
JIN Yaofei, YING Yulong, LI Jingchao, et al. A gas path circuit diagnosis method for gas turbine based on model and data hybrid drive [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(9): 66 - 71, 93.
- [10] 孙嘉娴, 谢振伟, 谭湘敏, 等. 基于机理数据协同驱动的重型燃气轮机控制系统参数解析冗余度构建研究[J]. 燃气轮机技术, 2022, 35(2): 12 - 18.
SUN Jiaxian, XIE Zhenwei, TAN Xiangmin, et al. Research on parameters analysis redundancy construction of heavy-duty gas turbine control system based on mechanism data collaborative driving method [J]. Gas Turbine Technology, 2022, 35(2): 12 - 18.
- [11] MOUSAVI M, CHAIBAKHSH A, JAMALI A, et al. A new fault diagnosis approach for heavy-duty gas turbines [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(5): 3339 - 3349.
- [12] 白 晶, 毛志忠, 浦铁成. 多变量 Hammerstein-Wiener 模型的参数辨识[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(1): 6 - 10.
BAI Jing, MAO Zhizhong, PU Tiecheng. Parameter identification of multivariate Hammerstein-Wiener model [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2018, 39(1): 6 - 10.
- [13] 张同刚, 王昆仑, 金国清. 基于高斯牛顿法的 DEM 匹配算法[J]. 西南交通大学学报, 2017, 52(3): 584 - 592.
ZHANG Tonggang, WANG Kunlun, JIN Guoqing. DEM co-registration algorithm based on Gauss-Newton method [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2017, 52(3): 584 - 592.
- [14] 黄金梅, 邱 冬. LM2500 燃气轮机发电机组双同期点并网的研究[J]. 内燃机与配件, 2021(21): 223 - 224.
HUANG Jinmei, QIU Dong. Research on dual simultaneous point connection of LM2500 gas turbine generator sets [J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2021(21): 223 - 224.
- [15] 王占利, 傅 骁, 梁春疆, 等. 基于连续小波变换与曲线拟合的油液金属屑末传感信号检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 32 - 38.
WANG Zhanli, FU Xiao, LIANG Chunjiang, et al. Detecting method of oil debris sensor signal based on continuous wavelet transform and curve fitting [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 32 - 38.
- [16] Dimensionless, quasidimensionless, referred and scaling parameter groups [A]. Gas Turbine Performance [M]. John Wiley & Sons, Ltd, 2004.

(王治红 编辑)