

文章编号: 1674-8190(XXXX)XX-001-08

# POD 算法在飞机 RAT 舱温度预测中的应用研究

洪烨, 杨溢炜, 刘虔, 浦程楠

(上海飞机设计研究院 电控集成所, 上海 201210)

**摘要:** 冲压空气涡轮(RAT)系统是飞机的应急发电系统,在飞机失去主交流电源后为飞机供电,RAT平时回收在非气密区的RAT舱内,在应急工况下释放到气流中。RAT舱温度很大程度上决定了RAT的释放时间,进而影响飞机在应急工况下的安全性,RAT舱的温度预测对于应急供电下的安全性具有显著的意义。通过本征正交分解(POD)将RAT舱温度与高度、大气静温、飞行速度、RAT舱周围舱温度作为模型整体进行统一分析,并通过RAT舱温度简化模型及简化模型与完整模型的映射关系,选取试验数据作为样本数据,利用POD算法进行RAT舱温度预测。结果表明:1阶模态占据所有模态的比重超过99%,归一化处理后预测结果的平均绝对误差最小可达到0.063,均方根误差最小达到0.07;POD算法可以在样本数据基础上,通过模态重构有效预测RAT舱温度信息。

**关键词:** 本征正交分解;冲压空气涡轮舱;温度预测;模态分析

**中图分类号:** V216.5<sup>+</sup>1

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

## Application of POD algorithm for temperature prediction in aircraft RAT bay

HONG Ye, YANG Yiwei, LIU Qian, PU Chengnan

(Electronic Control Integration Institute, Shanghai Aircraft Design and Research Institute, Shanghai 201210)

**Abstract:** Ram air turbine (RAT) system is the emergency power generation system of the aircraft. It supplies power to the aircraft after the main AC power of the aircraft is cut off. RAT is stowed in the RAT bay in the non air tight area normally and deployed into the air flow under emergency conditions. The temperature of the RAT bay determines the deploy time of the RAT, thus affects the safety of the aircraft under emergency conditions. The temperature prediction of the RAT bay is of significance for the safety under emergency condition. The temperature, altitude, atmospheric static temperature, flight speed, and cabin temperatures around the RAT bay are analyzed as a whole through the proper orthogonal decomposition (POD), the POD algorithm is used to predict the temperature of the RAT bay. The results show that the energy distribution of the first order mode exceeds 99% of energy of all modals. After data normalization, the mean absolute error of the prediction results could reach 0.063 as the minimum, and the root square mean error could reach 0.07 as the minimum. The POD algorithm can effectively predict the temperature information of RAT bay through modal reconstruction based on the sample data.

**Key words:** proper orthogonal decomposition; ram air turbine bay; temperature prediction; modal analysis

收稿日期: 2022-11-09; 修回日期: 2023-03-12

通信作者: 洪烨, hongye@comac.com

引用格式: 洪烨, 杨溢炜, 刘虔, 等. POD算法在飞机RAT舱温度预测中的应用研究[J]. 航空工程进展, XXXX, XX(XX): 1-8.

HONG Ye, YANG Yiwei, LIU Qian, et al. Application of POD algorithm for temperature prediction in aircraft RAT bay[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(XX): 1-8. (in Chinese)

## 0 引言

冲压空气涡轮(Ram Air Turbine,简称RAT)系统是飞机应急交流电源。在主发电机失效后,RAT系统通过作动器释放到空气中,从而为飞机提供应急交流电源。马志勇等<sup>[1]</sup>对RAT释放过程进行了分析,在RAT系统释放过程中,液压作动器释放是释放时间的主要组成因素,而液压作动器释放时间与RAT舱温度有直接关系,RAT舱温度通过影响作动器液压油温度进而影响作动器性能;李海亮等<sup>[2]</sup>对RAT系统作动筒阻尼孔相关性进行了研究,也证明了液压流对于作动器行程有着直接的影响。姜旭峰等<sup>[3]</sup>在研究中指航空液压油工作范围一般为 $-55^{\circ}\text{C}$ 至 $100^{\circ}\text{C}$ ,并在一定范围内,液压油黏度几乎不受温度变化影响,但在低温情况下,液压油粘度会随著温度越来越低而显著上升<sup>[4]</sup>。RAT舱温度越低,液压作动器内部液压油温度越低、导致液压油粘度越高,释放时间越长。释放时间过长可能导致RAT无法及时提供应急电源,从而存在安全性风险。双发电机失效后,应急电源接入电网时间是适航考核的重要因素,因此RAT舱的温度的确认显得尤为重要。

由于飞机舱体内温度与设备性能息息相关,国内外研究人员对此开展了研究,Pang等<sup>[5-6]</sup>及盛智勇等人对航空电子舱温度开展预测研究并取得较好预测效果,但电子舱为温控区,内部温度仅考虑与舱体温度及温控设备相关,未涉及与飞机静温及飞行速度之间关系,而RAT舱作为非温控区,更容易受到飞机静温及环境及飞行因素的影响更多;李健等<sup>[7]</sup>对严寒地区飞机温度环境开展了分析与预测,包括雷达舱,设备舱及发动机短舱等,但研究对象没有提到RAT舱,仅预测飞机停放地面时受各天气影响下的温度,不涉及复杂的飞行过程。当前飞行过程中RAT舱的温度主要受到飞行高度、飞机静温、飞行速度、RAT舱周边舱1温度、舱2温度、舱3温度等因素影响。飞行高度影响大气密度,一定密度的气体在飞行速度下与飞机RAT舱门蒙皮摩擦会产生热量,这部分热量与飞机静温对应的热量以及RAT舱周围舱体热量通过热传导传递到RAT舱,复杂的过程与环境导致RAT舱的温度仿真变得及其困难且具有不确定性,因此找到一个有效准确的预测方法成为一种可行的选择。

RAT舱温度预测问题可以等效为一个黑匣模型,我们可以通过试验明确其输入参数与输出参数,但内部逻辑关系无法直接用数学方程表达。解决黑匣问题一般采用灰度模型或BP神经网络模型进行预测。但灰度模型存在模型单一、初始值单一、背景值计算不准确等问题<sup>[8-9]</sup>,尤其要求数据序列变化平缓、符合指数函数性质。但RAT舱温度受多因素叠加影响,不属于指数函数性质的特点。BP神经网络同样常应用于黑匣模型,曹轲等研究发现神经网络适用于解决非线性问题,但其容易陷入局部最优及盲目选初值,及收敛性不足等问题<sup>[10]</sup>。

基于GM(1,1)灰度模型或BP神经网络模型等算法在解决黑匣模型中对样本要求高,及易陷入局部最优的问题。本征正交分解(Proper Orthogonal Decomposition,简称POD)算法<sup>[11-14]</sup>是一种利用已知完整信息提取正交基,并将部分信息映射到正交基内以预测缺失信息的降阶方法,其可将场域信息分解为正交基和模态时间系数的乘积,同时模态时间系数也具有正交性,这也使得POD算法可以不受数据样本特征限制及避免陷入局部最优,同时正交性可以使得POD算法可以区分相互独立的影响因素。POD算法主要分为Galerkin-POD算法和点乘POD算法。Galerkin-POD算法被广泛应用到流体力学领域<sup>[15-16]</sup>,通过POD-Galerkin方法,利用获得的正交基,可以将高阶偏微分方程转化为低阶常微分方程组,进而可以得到模态时间系数<sup>[17]</sup>。点乘POD算法适用于特定信息或场域的预测,Podvin等<sup>[18]</sup>将点乘POD算法应用到不可压缩壁近壁面湍流的流场预测上并成功预测了边界流场信息;Sirovich<sup>[19]</sup>将点乘POD算法应用到湍流及相关结构动力学分析中。Ghosh和Joshi<sup>[20]</sup>将点乘POD算法应用于计算机内部数据重心温度预测;聂春生等<sup>[21]</sup>使用POD方法完成了对外形飞行器热环境预测;芮庆等<sup>[22]</sup>利用POD对高阶流动及传热过程进行降阶,获得所处流场的各阶模态以用于温度场的预测。这些都显示了POD算法强大的预测能力。

POD算法被广泛应用于数据预测及非线性方程降阶上。基于此,本文在前人研究的基础上,将点乘POD算法应用于RAT舱温度预测。首先将RAT舱温度及其他相关变量整理为样本变量;其次对样本变量进行归一化处理,并将每一组样本

变量作为一个整体进行模型构成以获得正交基及模态时间系数;然后将缺少RAT舱温度的数据作为预测样本映射到正交基中获得预测模态时间系数,进而得到预测RAT舱温度数值;最后验证POD算法在RAT舱温度预测中的有效性。

## 1 数值方法

### 1.1 无量纲化

首先将RAT舱试飞数据无量纲化,即将样本中数据 $Q_{i,j}^T$ 除以样本中该类数据绝对值的最大值 $\max_i(|Q_{i,j}^T|)$ ,得到归一化之后数据 $Q_{i,j}$ ,如式(1)所示。

$$Q_{i,j} = \frac{Q_{i,j}^T}{\max_i |Q_{i,j}^T|} \quad (1)$$

式中: $i$ 为样本时间序列; $j$ 为变量参数序列如温度、速度等; $Q_{i,j}$ 为第*i*组样本中参数*j*的归一化数值。

### 1.2 控制方程

将通过无量纲化得到的数据 $Q_{i,j}$ 作为样本进行POD重构。这里设样本数为N,N组样本经过本征正交分解,可以得到样本的正交基 $\Phi_j^n$ 和模态时间系数 $\alpha_i^n$ ,这里*n*为模态阶数,三者之间关系如式(2)所示。

$$Q_{i,j} = \sum_{n=1}^N \alpha_i^n \Phi_j^n \quad (2)$$

在式(2)的基础上,定义相关函数 $C_{i,k}$ ,如式(3)所示,其中M为变量总数。

$$C_{i,k} = \sum_{j=1}^M Q_{i,j} \cdot Q_{k,j} \quad (3)$$

式(3)的本征函数 $\beta_i^n$ 可以由式(4)求出,其中 $\lambda^n$ 为*n*阶模态的特征函数。

$$C_{i,k} \beta_i^n = \lambda^n \beta_k^n \quad (4)$$

对应于POD模态,其正交基由式(5)得出,同时正交基应满足式(6)的关系。

$$\Phi_j^n = \frac{\sum_{i=1}^N \beta_i^n Q_{i,j}}{\sqrt{\lambda^n}} \quad (5)$$

$$\sum_k \Phi_k^i \Phi_k^j = \delta_{ij} \quad (6)$$

根据式(2)、式(5)及式(6),可以得到模态系数如式(7)所示:

$$\alpha_i^n = \sum_k Q_{i,k} \cdot \Phi_k^n \quad (7)$$

同理,模态系数之间如式(8)所示:

$$\sum_k \alpha_k^i \alpha_k^j = \lambda^i \delta_{ij} \quad (8)$$

### 1.3 简化模型

本研究从试验试飞得到RAT舱温度测试的原始数据,RAT舱温度影响因素包括飞行高度、飞机静温、飞行速度、RAT舱周边舱1、舱2、舱3温度;样本变量考虑上述6个变量以及RAT舱温度本身共7个变量。因此本研究模型中考虑基于飞行高度、飞机静温、飞行速度、RAT舱周边舱1、舱2、舱3温度等6个变量对于RAT舱温度影响。本研究首先通过1.2节得到完整变量参数的正交基 $\Phi_j^n$ 。

对于预测样本来说,样本包含已知的飞行高度、飞机静温、飞行速度、RAT舱周边舱1、舱2、舱3温度等6个变量,需要通过模型预测RAT舱温度,这里定义 $Q_{i,j}^{reduced}$ 为预测样本变量, $\Phi_j^{n,reduced}$ 为不包含RAT舱温度的正交基。 $\gamma_i^n$ 为简化模态系数, $R_{mn}$ 为简化正交系数。通过式(9)~式(12)可以得出简化模态系数。

$$\gamma_i^n = \sum_r Q_{i,j}^{reduced} \cdot \Phi_j^{n,reduced} \quad (9)$$

$$\gamma_i^n = \sum_r Q_{i,j} \cdot \Phi_j^n = \sum \alpha_i^n \sum_r \Phi_j^m \cdot \Phi_j^n \quad (10)$$

$$R_{mn} = \sum_r \Phi_j^m \cdot \Phi_j^n \quad (11)$$

$$\gamma_i^n = \sum \alpha_i^n R_{mn} \quad (12)$$

当考虑全部的7个输入参数时,简化模态系数等于模态系数 $\gamma_i^n = \alpha_i^n$ 。

对于简化模态系数来说,其包含模态系数与简化正交系数的乘积,由于1阶模态能量过大,导致各阶模态与1阶模态的简化正交系数 $R_{m1}$ 较大,因此除 $R_{11}$ 本身外,其余函数需考虑 $R_{m1}$ 的影响。1阶预测模态系数可由式(13)得到,其他阶次的预测模态系数可由式(14)得到。并通过式(15)重构RAT舱温度信息,由于模态越多,对应细节越多,但重构的误差也越大,因此需要从前几阶模态选择合适的模态总数 $N_p$ 以进行RAT舱温度场重构。

$$\alpha_{i,j}^{1,predicted} \approx \frac{\gamma_i^n}{R_{11}} \quad (13)$$

$$\alpha_{i,j}^{n,predicted} \approx \frac{\gamma_i^n - R_{n1} \alpha_{i,j}^{1,predicted}}{R_{nn}} \quad (n \neq 1) \quad (14)$$

$$Q_{i,j}^{predicted} = \sum_{n=1}^{N_p} \alpha_{i,j}^{n,predicted} \Phi_j^n \quad (15)$$

综合式(13)~式(15),可以计算得到预测的

RAT 舱温度  $Q_{i,j}^{predicted}$ 。

## 2 算例与分析

### 2.1 重构仿真

基于飞行试验数据,按时间间隔等间隔选取 253 组数据作为数据总量,选取飞行高度、飞机静温、飞行速度、RAT 舱周边舱 1、舱 2、舱 3 温度等试飞数据的前 200 组作为样本,剩余数据作为参考值,以预测 RAT 舱温度并判断准确性。本研究首先利用式(4)计算得到特征向量与特征函数。

利用前 200 组试飞数据样本重构后不同模态下特征值分布图如图 1 所示(其中能量为无量纲),选取试飞数据前 7 阶模态的能量  $\sum_i (\alpha_i^n)^2$  ( $n \leq 7$ ) 进行分析,结果如图 2 所示,可以看出:前几阶模态能量几乎占总能量的全部比重,尤其是第一阶模态能量  $\sum_i (\alpha_i^1)^2$ , 占总能量  $\sum_{n=1}^N \sum_i (\alpha_i^n)^2$  比重超过 99%。

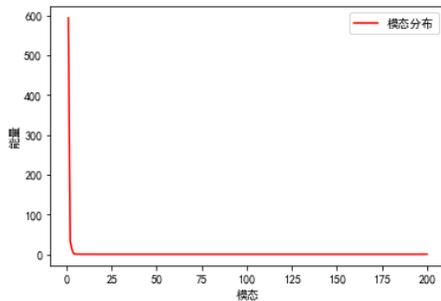


图 1 试飞数据前 200 组样本下的模态能量分布  
Fig. 1 Modal energy distribution under the first 200 groups of samples of flight test data

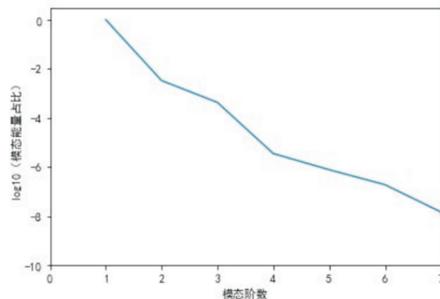


图 2 前 7 阶模态能量占总能量比例(log10 表示)  
Fig. 2 Proportion of modal energy of the first seven orders for total energy (expressed in log10)

虽然 RAT 舱温度模型重构过程中 1 阶模态占据模态总能量大部分,代表绝大部分的 RAT 舱温

度信息,其他阶次的模态依然保留 RAT 舱温度场的细节信息,由于 RAT 舱温度与其他参数为非线性关系,因此需在预测过程中尽可能保留细节信息。本研究分别对模型 1 阶、1~2 阶(模态总数  $N_p=2$ )、1~3 阶( $N_p=3$ )、1~4 阶( $N_p=4$ )、1~5 阶( $N_p=5$ )、1~6 阶( $N_p=6$ )及 1~7 阶( $N_p=7$ )模态进行 RAT 舱温度的重构,在重构过程中可以计算得到样本数据 POD 计算后各阶预测模态系数  $\alpha_{i,j}^{n,predicted}$ ,进而利用式(15)进行 RAT 舱温度重构,并在重构后比较 RAT 舱温度预测值与实际值的均方根误差、平均绝对误差,及最大绝对误差。基于模态重构的 RAT 舱温度预测值与试验数据对比如图 3 所示。其中图 3 中的横坐标为时间,纵坐标为归一化后的温度无量纲幅值。

为比较 RAT 舱温度预测值和试验结果差异,这里引入均方根误差、平均绝对误差及最大绝对误差进行分析。均方根误差由式(16)计算得出:

$$E_j^{variance} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Q_{i,j}^{predicted} - Q_{i,j})^2}{N}} \quad (16)$$

平均绝对误差计算由式(17)计算得出:

$$E_j^{abs} = \frac{\sum_{i=1}^N |(Q_{i,j}^{predicted} - Q_{i,j})|}{N} \quad (17)$$

最大绝对误差由式(18)计算得出:

$$E_j^{max} = \max(|Q_{i,j}^{predicted} - Q_{i,j}|) \quad (18)$$

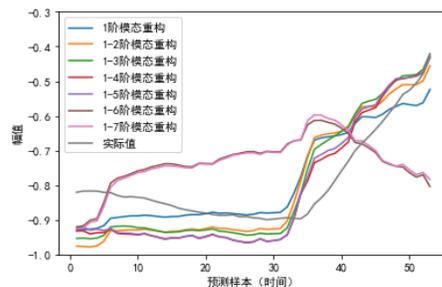


图 3 200 组样本重构模型中预测数组归一化分布  
Fig. 3 Normalized distribution of prediction array in the reconstruction model of 200 samples

RAT 舱温度预测误差计算结果如表 1 所示,可以看出:1 阶重构的均方根误差与平均绝对误差最小,但最大绝对误差较大;对于 1~4 阶模态重构,最大绝对误差最小,且均方根误差与平均绝对误差是除 1 阶模态重构外最小的。根据以上结果,为保证预测的准确率,这里同时选用 1 阶模态重构及 1~4 阶模态重构作为参考重构模态。

表1 样本数为200的各阶模态重构模型与误差  
Table 1 Modal reconstruction model and error of each order with 200 samples

模态	均方根误差	平均绝对误差	最大绝对误差
1	0.075	0.057	0.184
1~2	0.093	0.079	0.191
1~3	0.087	0.078	0.157
1~4	0.083	0.078	0.124
1~5	0.085	0.079	0.132
1~6	0.164	0.146	0.371
1~7	0.163	0.145	0.351

由于RAT舱温度重构过程中2到7阶的模态能量逐渐降低,对应的温度细节信息也越来越小,而模态能量与模态系数直接相关,高阶的模态系数重构时,由于不同 $R_{mn}$ 数值及 $R_m$ 数值存在差异,结合式(12)、式(14)及式(15)可知若引入的误差量达到模态系数自身数值量级,可能导致高阶模态重构后的误差进一步增大,出现从某一阶模态重构开始误差逐步增大的情况,主要表现为温度细节重构误差逐步增大。由表1结果可知从1~5阶模态重构开始,RAT舱温度预测误差逐步增大,以致1~6阶和1~7阶误差进一步增大,由于7阶本身模态能量比重极小,所包含的RAT舱温度细节微乎其微,因此1~7阶模态重构与1-6阶模态重构的RAT舱温度预测值相近。

## 2.2 训练样本

根据2.1节结果,我们将RAT舱温度预测模型重构时间系数的前几阶系数与对应空间模态相乘,得到重构后的RAT舱温度预测值归一化数据。除200组预测样本以外。同时对190组预测样本,210组预测样本及220组预测样本进行重构以预测RAT舱温度。本文分别对各重构模型中的各阶模态进行重构,并计算归一化之后的RAT舱温度预测值及实际值之间均方根误差,平均绝对误差及最大绝对误差。根据2.1节的结果,RAT舱温度预测过程中1阶模态重构及1~4阶模态重构的效果最佳,因此图4中展示了190组样本模型中1阶模态重构及1~4阶模态重构的结果,同时表2中展示了温度预测各模态总数重构后的相关误差。从中可以观察到1阶模态重构的模型均方根误差与平均绝对误差最小,1~4阶模态重构的模型最大绝对误差最小。

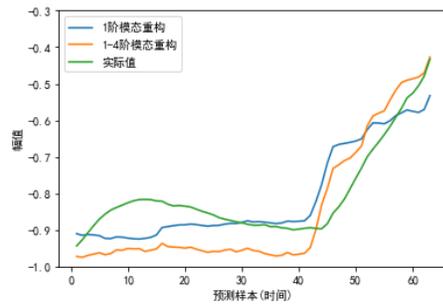


图4 样本数190的重构模型中预测数组归一化分布  
Fig. 4 Normalized distribution of prediction array in reconstruction model of 190 samples

表2 样本数为190的各阶模态重构模型与误差  
Table 2 Modal reconstruction model and error of each order with 190 samples

模态	均方根误差	平均绝对误差	最大绝对误差
1	0.072	0.056	0.182
1~2	0.104	0.092	0.185
1~3	0.096	0.088	0.154
1~4	0.091	0.085	0.142
1~5	0.091	0.084	0.153
1~6	0.188	0.164	0.402
1~7	0.187	0.162	0.383

比较190组样本的预测结果和200组样本的预测结果发现样本数量增加,对于1阶模态重构,RAT舱温度预测均方根误差、平均绝对误差与最大绝对误差均有所增加;而对于多阶模态重构,RAT舱温度预测均方根误差、平均绝对误差与最大绝对误差均有所减小。本组模态重构中1~6阶模态重构及1~7阶模态重构RAT舱温度预测误差增大的原因与2.1节中1~6阶和1~7阶误差增大的原因相同。

本研究同时对前210组样本数进行了重构,其预测结果如图5所示。

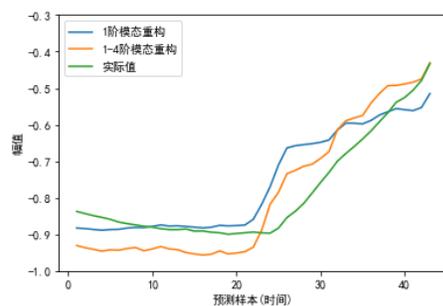


图5 样本数为210的重构模型预测数组归一化分布  
Fig. 5 Normalized distribution of prediction array in reconstruction model of 210 samples

表3 样本数为210的各阶模态重构模型与误差  
Table 3 Modal reconstruction model and error of each order with 210 samples

模态	均方根误差	平均绝对误差	最大绝对误差
1	0.074	0.052	0.19
1~2	0.08	0.062	0.198
1~3	0.079	0.066	0.161
1~4	0.071	0.066	0.12
1~5	0.081	0.073	0.159
1~6	0.115	0.101	0.264
1~7	0.115	0.101	0.24

210组样本数模态重构中1阶及多阶模态重构后的相关误差如表3所示,可以看出:1阶模态重构的RAT舱温度预测均方根误差与平均绝对误差最小,1~4阶模态重构的RAT舱温度预测最大绝对误差最小。同时比较200组样本数据与210组样本数据误差发现,随着样本数量增加,对1阶模态重构而言,RAT舱温度预测均方根误差及平均绝对误差轻微减小,最大绝对误差轻微增大;对多阶模态重构( $N_p > 1$ )而言,RAT舱温度预测均方根误差与平均绝对误差大幅度减小,最大绝对误差轻微变化。

除190组、200组、210组作为样本外,本研究同时对前220组样本数进行了重构,其1阶模态重构及1~4阶模态重构的预测结果如图6所示。

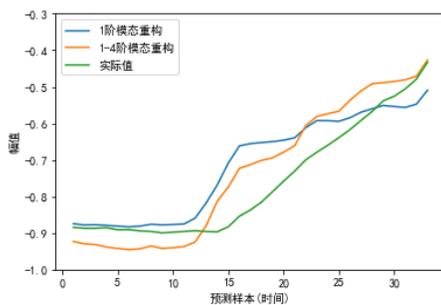


图6 样本数为220的重构模型预测数组归一化分布  
Fig. 6 Normalized distribution of prediction array in the reconstruction model of 220 samples

220组样本数重构中1阶模态重构及多阶模态重构后的RAT舱温度预测相关误差如表4所示,可以看出:各阶模态重构过程对RAT舱温度预测均方根误差、平均绝对误差与最大绝对误差的影响与前三种试验相同。本组预测测试中1-4阶模

态重构的RAT舱温度预测均方根误差、平均绝对误差与最大绝对误差均小于同组的1阶模态重构的相关误差,表明随着样本数量增多,高阶模态对应的RAT舱温度细节信息预测越准确,使得RAT舱温度场的预测效果越好。

表4 样本数为220的各阶模态重构模型与误差  
Table 4 Modal reconstruction model and error of each order with 220 samples

模态	均方根误差	平均绝对误差	最大绝对误差
1	0.083	0.061	0.192
1~2	0.088	0.063	0.201
1~3	0.083	0.068	0.164
1~4	0.07	0.063	0.131
1~5	0.091	0.075	0.182
1~6	0.108	0.095	0.239
1~7	0.11	0.097	0.214

综合前190、200、210及220组数据作为样本数据的预测结果。随着RAT舱温度相关样本数量增加,1阶模态重构的均方根误差、平均绝对误差及最大绝对误差均逐渐增大。不考虑1阶模态重构的RAT舱温度预测结果,1~4阶模态重构的均方根误差、平均绝对误差及最大绝对误差最小,展现了对RAT舱温度更好的预测效果。对于1~4阶模态重构的模型,随着样本数量的增大,RAT舱温度预测均方根误差与平均绝对误差逐渐减小,最大绝对误差稳定在0.12~0.15之间,展现了较好的RAT舱温度预测效果。

### 3 结论

(1) POD算法在RAT舱预测过程中具有较好的预测效果及可应用的价值;

(2) RAT舱温度POD重构过程中,1阶模态占全部能量的比例超过99%,但其他模态同时包含着数据变化趋势等信息,同时非1阶的模态可能更多的与飞行速度变化(加速度)导致RAT舱内部气流局部扰动及相邻舱内设备过载发热导致的温度变化有关;

(3) RAT舱温度POD重构过程中,1阶模态重构随着样本数量的增大,RAT舱温度预测值与实际值误差越来越大,表明RAT舱温度POD重构

时,1阶模态在样本数量越多时越容易丢失温度变化细节信息;

(4) RAT舱温度POD重构过程中,除1阶模态重构外,1~4阶模态重构的重构相关误差最小,这是因为RAT舱温度POD重构过程中模态总数的增加使得温度变化信息越来越多,但RAT舱预测的模型存在误差,且重构模态阶数越高,模态重构中预测温度信息误差越大,因此存在一个中间模态作为RAT舱温度最优的预测模型;

(5) 随著RAT舱温度样本数量越大,1阶模态重构的均方根误差和平均绝对误差逐步增大,而RAT舱温度其他阶模态重构( $N_p \neq 1$ )的均方根误差和平均绝对误差逐步减小,这就使得当RAT舱温度样本足够多时,1~4阶模态重构的RAT舱温度预测值比1阶模态重构的RAT舱温度预测值误差更小。

### 参考文献

- [1] 马智勇, 邓健, 周光明. 冲压空气涡轮释放过程运动学分析[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(3): 499-506.  
MA Zhiyong, DENG Jian, ZHOU Guangming. Releasing kinematics analysis of ram air turbine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(3): 499-506. (in Chinese)
- [2] 李海亮, 蔡景. RAT系统作动筒阻尼孔的设计与仿真技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(6): 923-929.  
LI Hailiang, CAI Jing. Design and simulation of damping holes in RAT actuators[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(6): 923-929. (in Chinese)
- [3] 姜旭峰, 校云鹏, 刘长城. 航空液压油的性能要求和应用注意事项[J]. 合成润滑材料, 2016, 43(4): 34-36.  
JIANG Xufeng, XIAO Yunpeng, LIU Changcheng. Performance requirements and application precautions of aviation hydraulic oil[J]. Synthetic Lubricants, 2016, 43(4): 34-36. (in Chinese)
- [4] 朱英, 邵辉, 袁晓亮. 低温液压系统关键技术的研究[J]. 流体传动与控制, 2013(5): 10-12.  
ZHU Ying, SHAO Hui, YUAN Xiaoliang. Research on key technologies of low temperature hydraulic system[J]. Fluid Transmission and Control, 2013(5): 10-12. (in Chinese)
- [5] PANG Liping, ZHANG Jie, LIU Meng, et al. Thermal models for avionics pod cabin based on stochastic configuration network (SCN)[J]. Energy and Built Environment, 2020, 1(1): 93-105.
- [6] 盛智勇, 付硕, 王彦平, 等. RVFL神经网络模型在设备舱温度预测中的应用[J]. 中国科技论文, 2018, 13(8): 887-892.  
SHENG Zhiyong, FU Shuo, WANG Yanping, et al. The application of RVFL neural network model in equipment cabin temperature prediction[J]. China Science and Technology Paper, 2018, 13(8): 887-892. (in Chinese)
- [7] 李贺, 张建军, 傅耘, 等. 严寒地区飞机温度环境分析与预测方法研究[J]. 环境技术, 2022, 40(2): 174-182.  
LI He, ZHANG Jianjun, FU Yun, et al. Research on the analysis and prediction method of aircraft temperature environment in severe cold regions[J]. Environmental Technology, 2022, 40(2): 174-182. (in Chinese)
- [8] 杨国华, 颜艳, 杨慧中. GM(1,1)灰色预测模型的改进与应用[J]. 南京理工大学学报, 2020, 44(5): 575-582.  
YANG Guohua, YAN Yan, YANG Huizhong. Improvement and application of GM(1,1) Grey prediction model[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2020, 44(5): 575-582. (in Chinese)
- [9] 王占伟, 赵明明, 李华星. 亚洲10大枢纽机场运营绩效预测研究[J]. 航空工程进展, 2021, 12(4): 90-98.  
WANG Zhanwei, ZHAO Mingming, LI Huaxing. Study on operational performance forecast of 10 Asian hub airports[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 12(4): 90-98. (in Chinese)
- [10] 曹轲, 谭冲, 刘洪, 等. 基于改进灰狼算法优化BP神经网络的无线传感器网络数据融合算法[J]. 中国科学院大学学报, 2022, 39(2): 232-239.  
CAO Ke, TAN Chong, LIU Hong, et al. Wireless sensor network data fusion algorithm based on improved gray wolf algorithm to optimize BP neural network[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2022, 39(2): 232-239. (in Chinese)
- [11] 罗杰, 段焰辉, 蔡晋生. 基于本征正交分解的流场快速预测方法研究[J]. 航空工程进展, 2014, 5(3): 350-357.  
LUO Jie, DUAN Yanhui, CAI Jinsheng. Research on fast prediction method of flow field based on eigen orthogonal decomposition[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2014, 5(3): 350-357. (in Chinese)
- [12] SIROVICH L. Turbulence and the dynamics of coherent structures Part II: symmetries and transformations[J]. Quarterly of Applied Mathematics, 1987, 45: 573-582.
- [13] ZHANG Q, LIU Y, WANG S. The identification of coherent structures using proper orthogonal decomposition and dynamic mode decomposition[J]. Journal of Fluids Structure, 2014, 49: 53-72.
- [14] HIGHAM J E, BREVIS W, KEYLOCK C J. Implications of the selection of a particular modal decomposition technique for the analysis of shallow flows[J]. Journal of Hydraulic Re-

- search, 2018, 56: 796-805.
- [15] KUNISCH K, VOLKWEIN S. Galerkin proper orthogonal decomposition methods for a general equation in fluid dynamics[J]. SIAM Journal of Numerical Analysis, 2002, 40(2): 492-515.
- [16] BERKOOZ G, HOLMES P, LUMLEY J L. The proper orthogonal decomposition in the analysis of turbulent flows[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1993, 25(1): 539-575.
- [17] 李静, 张伟伟, 李新涛. 失稳初期的低雷诺数圆柱绕流 POD-Galerkin 建模方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2015, 33(4): 596-602.
- LI Jing, ZHANG Weiwei, LI Xintao. POD Galerkin modeling method for low Reynolds number cylinder flow at the initial stage of instability[J]. Journal of Northwest Polytechnical University, 2015, 33(4): 596-602. (in Chinese)
- [18] PODVIN B, FRAIGNEAU Y. POD-based wall boundary conditions for the numerical simulation of turbulent channel flows[J]. Journal of Turbulence, 2014, 15(3): 145-171.
- [19] SIROVICH L. Turbulence and the dynamics of coherent structures, I-coherent structures, II-symmetries and transformations, III-dynamics and scaling. quarterly of applied mathematics[J]. Quarterly of Applied Mathematics, 1987, 45: 561-571.
- [20] GHOSH R, JOSHI Y. Rapid temperature predictions in data centers using multi-parameter proper orthogonal decomposition[J]. Numerical Heat Transfer, 2014, 66: 41-63.
- [21] 聂春生, 黄建栋, 王迅, 等. 基于 POD 方法的复杂外形飞行器热环境快速预测方法[J]. 空气动力学学报, 2017, 35(6): 760-765.
- NIE Chunsheng, HUANG Jiandong, WANG Xun, LI Yu. A fast thermal environment prediction method for complex shaped aircraft based on POD method[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2017, 35(6): 760-765. (in Chinese)
- [22] 芮庆, 王路瑶, JOSÉ A G F, 等. 基于本征正交分解的环境温度分布快速预测模型研究[J]. 制冷技术, 2018, 38(6): 54-67.
- RUI Qing, WANG Luyao, JOSÉ A G F, et al. Research on fast prediction model of environmental temperature distribution based on eigen orthogonal decomposition[J]. Chinese Journal of Refrigeration Technology, 2018, 38(6): 54-67. (in Chinese)

#### 作者简介:

洪 烨(1993—),男,博士,工程师。主要研究方向:空气动力学,电气工程及自动化。

杨溢炜(1987—),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:电气工程及自动化。

刘 虔(1985—),男,博士,高级工程师。主要研究方向:电气工程及自动化。

浦程楠(1989—),女,硕士,高级工程师。主要研究方向:电气工程及自动化。

(编辑:丛艳娟)