

航空发动机传感器解析冗余度模型的建立方法

李业波, 蒋平国, 田 迪, 俞明帅, 文彬鹤
(中国航发控制系统研究所, 江苏无锡 214063)

摘要: 为了使用解析冗余度模型对传感器故障进行诊断, 提出了 1 种基于 K-均值聚类与改进微分进化算法优化的极端学习机 (IDE-ELM) 的发动机传感器解析冗余度模型建立方法。为避免求解 ELM 算法时 H 矩阵奇异, 采用 K-均值聚类对试验数据进行聚类处理, 然后从每类数据中选取 1 组数据组成训练样本用于训练; 利用 IDE 算法优化 ELM 的输入层权值和偏置, 提高 ELM 的泛化能力。利用飞行试验数据进行了仿真验证。结果表明: 基于 K-均值聚类和 IDE-ELM 设计的传感器解析冗余度模型具有较高的精度, 可用于 FADEC 系统双通道传感器的故障诊断。

关键词: 传感器; 解析冗余度模型; 极端学习机; K-均值聚类; 微分进化算法; 航空发动机

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2018.04.012

Modeling Method of Analytical Redundancy Model of Sensors for Aero-engine

LI Ye-bo, JIANG Ping-guo, TIAN Di, YU Ming-shuai, WEN Bin-he
(AECC Aero Engine Control System Institute, Wu' Xi 214063, China)

Abstract: In order to diagnose sensor fault using analytical redundancy model, a modeling method for analytical redundancy model of sensors was proposed based on K-means clustering and extreme learning machine (ELM) optimized by improved differential evolution (IDE) algorithm. To avoid the H matrix singularity during solving the ELM algorithm, K-means clustering was used to cluster the test data, and then a set of data was selected from each kind of data to form training samples. The IDE algorithm was used to optimize the input layer weight and bias of ELM, which could improve the generalization ability of ELM algorithm. The simulation experiments using flight test data was carried out. The results show that the established analytical redundancy model of sensor based on K-means and IDE-ELM achieves high accuracy and can be used to dual-channel sensors diagnosis.

Key words: sensors; analytical redundancy model; extreme learning machine; K-means clustering; differential evolution; aero-engine

0 引言

随着航空发动机控制技术的发展, 笨重的液压机械式控制系统已全面被全权限数字电子控制 (Full Authority Digital Electronics Control, FADEC) 系统取代^[1-3]。为了满足航空发动机安全性和可靠性的要求, FADEC 系统一般采用双通道架构, 每个通道通过独立的传感器测量控制所需的发动机参数^[4]。当 1 个通道的传感器发生故障时, 可以切换到另一通道传感器的测量值进行控制, 从而保证发动机正常工作^[5-6]。然而, 由此带来 1 个问题, 即当其中 1 个通道传感器由

于安装松动、工作环境恶劣等因素, 发生软故障而偏离真实值, 由于没有其它参考, 很难判断究竟是哪个冗余度发生了故障。在 20 世纪 70 年代, Wallhagen 等^[7]就针对上述问题提出了利用解析冗余度模型来对传感器进行诊断, 提高航空发动机控制系统的可靠性; 从 80 年代开始, 美国的科研机构围绕解析冗余度技术及其应用开展了系列研究, 并在 F100 发动机上进行了试验验证^[8-11]。

利用极端学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 算法建立航空发动机的传感器解析冗余度模型, 对关键传感器的参数进行估计, 可为 FADEC 系统传

收稿日期: 2017-10-17 基金项目: 航空动力基础研究项目资助

作者简介: 李业波 (1985), 男, 博士, 工程师, 从事航空发动机控制系统研发工作; E-mail: liyb_1985@163.com。

引用格式: 李业波, 蒋平国, 田迪, 等. 航空发动机传感器解析冗余度模型的建立方法[J]. 航空发动机, 2018, 44(4): 67-71. LI Yebo, JIANG Pingguo, TIAN Di, et al. Modeling method of analytical redundancy model of sensors for aeroengine[J]. Aeroengine, 2018, 44(4): 67-71.

传感器故障诊断提供解析余度,提高 FADEC 系统的可靠性^[12-16]。虽然 ELM 算法的输入层权值和隐含层偏置可随机产生,然而,不适宜的随机值也会影响估计的精度和算法的稳定性。为此,本文利用改进的微分进化(Improved Differential Evolution, IDE)算法优化 ELM 的输入层权值和隐含层偏置,构建基于 IDE-ELM 的航空发动机传感器解析余度模型^[17]。同时,采用 K-均值聚类对用于试验数据进行处理聚类处理,剔除相似数据,提高训练的速度和精度^[18-19]。

1 IDE-ELM 算法

给定 1 个训练数据集 $S = \{x_i, t_i\}_{i=1}^N$, 其中输入数据 $x_i = [x_{i1}, \dots, x_{im}] \in \mathbf{R}^n$, 期望输出数据 $t_i = [t_{i1}, \dots, t_{im}] \in \mathbf{R}^m$, 并设激励函数为 $g(x)$, 则含有 $\tilde{N}$ 个隐含层节点的 ELM 的回归数学模型为

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(x_j) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) + t_j, \quad j=1, \dots, N \quad (1)$$

式中: $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$, 为连接隐含层第 i 节点与输入层节点的权值; b_i 为隐含层第 i 节点的偏差; $\beta_i = [\beta_{i1}, \dots, \beta_{im}]^T$, 为连接隐含层第 i 节点和输出层节点的权值。

式(1)的 N 个方程可以写为矩阵形式

$$H\beta = T \quad (2)$$

其中

$$H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(w_1 x_1 + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 x_N + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}} \quad (3)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m}, \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

式中: H 为神经网络的输出层矩阵, H 的第 i 列是相对于输入 $x_1, \dots, x_N$ 的第 i 个隐含层节点的输出向量。

输入权值 w_i 和隐含层节点偏差 b_i 是随机给定的, 输出权值 β 由下式求得

$$\beta = H^+ T \quad (4)$$

式中: H^+ 为网络输出层矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆。

假设 $N \geq \tilde{N}$ 并且 $\text{rank}(H) = \tilde{N}$, 在这种条件下, 求解

式(2)可以转化为

$$(H^T H) \beta = H^T T \quad (5)$$

通过求解式(5)可得式(2)的最小二乘解

$$\beta = (H^T H)^{-1} H^T T \quad (6)$$

引入正则化因子 C , 则式(6)可改写为

$$\beta = (H^T H + I/C)^{-1} H^T T \quad (7)$$

式中: I 为单位矩阵。

由于 ELM 的输入层权值 w_i 和隐含层节点偏差是随机给定的, 为获得更好的泛化能力, 需要的隐含层节点数要明显多于 BP、LM 等传统算法, 这就会相对占用更多的系统资源, 增加系统的响应时间^[14]。特别是当隐含层节点数很多时, 隐含层矩阵 H 可能为病态矩阵, 导致泛化能力差。为了减少隐含层节点数, 提高 ELM 算法的稳定性和精度, 本文利用 IDE 算法优化 ELM 的输入层的权值和隐含层偏置, 形成 IDE-ELM 算法, 如图 1 所示。

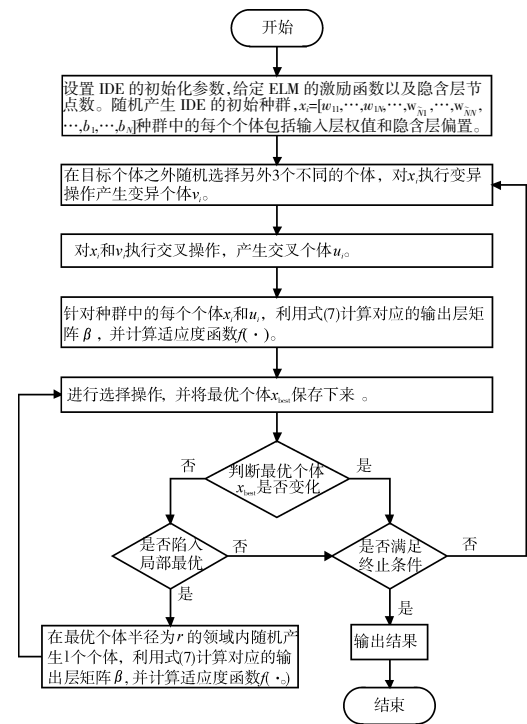


图 1 IDE-ELM 算法

2 基于 IDE-ELM 的传感器解析余度模型设计

以某型大涵道比涡扇发动机为研究对象, 其截面划分如图 2 所示。设计基于 IDE-ELM 的传感器解析余度模型, 为 FADEC 系统双通道传感器故障诊断提供解析余度^[20]。为了提高解析余度模型动态时的精度, 将被解析余度模型的输出前 p 步以及 $p-1$ 的数据

也作为模型输入, p 由实际情况确定, 模型的拓扑结构如图 3 所示^[21]。本文根据航空发动机实际需求, 针对风扇转速 N_1 、压气机转速 N_2 、高压压气机进口总温 T_{25} 以及压气机出口静压 P_{33} 4 个关键航空发动机参数建立基于数据的解析余度模型。

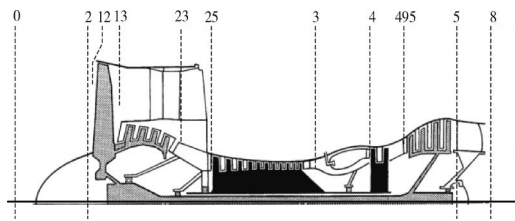


图 2 某型大涵道比涡扇发动机截面

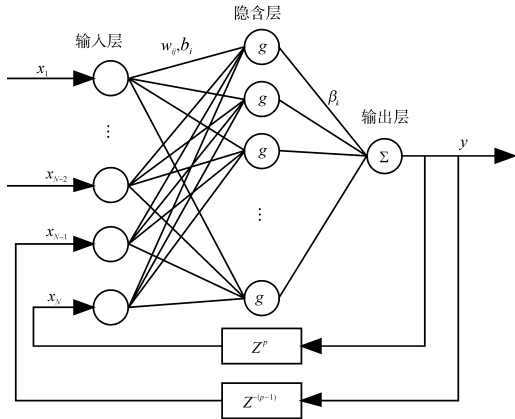


图 3 基于 IDE-ELM 的传感器解析余度模型结构

虽然航空发动机动力学具有高度的非线性,但是在全包线范围内并不是所有工作点的数据都是独立的,很多数据之间存在非常大的相关性,没有必要将所用采集到的数据都用来训练 IDE-ELM 模型。此外,鉴于 ELM 算法是通过求广义逆来训练模型的特点,当存在大量训练样本相似时,会导致 H 矩阵的奇异,虽然通过正则化可以在一定程度上避免 H 矩阵的奇异,但会影响模型的训练精度。因此,本文借助模式识别中的 K -均值聚类方法将数据根据 Mahalanobis 距离进行聚类^[19]。 K -均值聚类的结果就是产生 k 个类,每类有 1 个质心,然后计算当前状态与 k 个质心的 Mahalanobis 距离,将当前状态归属于离 k 个质心 Mahalanobis 距离最近的类中,最后分别从每类中随机选择 1 组数据组成 k 个样本训练模型^[18]。

本文以航空发动机某次飞行试验数据作为训练样本,共采集试验数据 59563 组,各参数对油门杆角度 PLA 的响应如图 4 所示,图中数据均为归一化之后的数据,横坐标为按照 100 ms 间隔采样的飞行试验数据样本序列。为了选择与 N_1 、 N_2 、 T_{25} 、 P_{33} 相关性较

强的输入参数,采用相关分析法从发动机可测参数中选择模型的输入参数,见表 1。

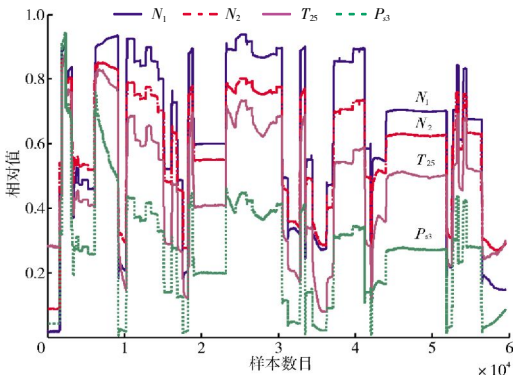


图 4 飞行试验数据中各参数的变化曲线

表 1 各解析余度模型选择的输入参数

模型输出	模型输入	参数含义	模型输出	模型输入	参数含义
N_1	N_2	压气机转速	T_{25}	N_1	风扇转速
	T_2	风扇出口总温		N_2	压气机转速
	P_0	大气静压		P_0	大气静压
	P_{25}	高压压气机进口总压		P_{33}	高压压气机出口静压
	P_{33}	高压压气机出口静压		T_{25}	风扇出口总温
	Ma	飞行马赫数		Ma	飞行马赫数
N_2	N_1	风扇转速	P_{33}	N_1	风扇转速
	T_2	风扇出口总温		N_2	压气机转速
	P_0	大气静压		T_2	风扇出口总温
	P_{25}	高压压气机进口总压		T_{25}	高压压气机进口总温
	P_{33}	高压压气机出口静压		P_{25}	高压压气机进口总压
	Ma	飞行马赫数		Ma	飞行马赫数

3 试验分析与验证

为了使模型的输入参数具有相同的权重,对所选的参数归一化到[0,1]。同时,选用相对误差(Relative Deviation)作为性能衡量指标。

$$R_D = \left| \frac{\text{估计值} - \text{实际值}}{\text{实际值}} \right| \times 100\%$$

(8)

通过 K -均值聚类选取的 N_1 、 N_2 、 T_{25} 、 P_{33} 4 个解析余度模型的训练样本分别为 1987 组、1986 组、1988 组、1984 组;在训练 IDE-ELM 的过程中,选取 ELM 的隐含层节点 $\tilde{N}$ 分别为 30、32、28、35,正则化因子都为 $C=10^6$;此外,由于进行 FADEC 系统的双通道传感器诊断时需要进行周期确认,本文选择 $p=6$ 。 N_1 、 N_2 、 T_{25} 、 P_{33} 4 个解析余度模型的测试效果分别如图 5~8 所示。

从图中可见 N_1 、 N_2 、 T_{25} 、 P_{s3} 的估计值能够很好地跟踪飞行试验的实际值, 相对误差基本都在 2% 以

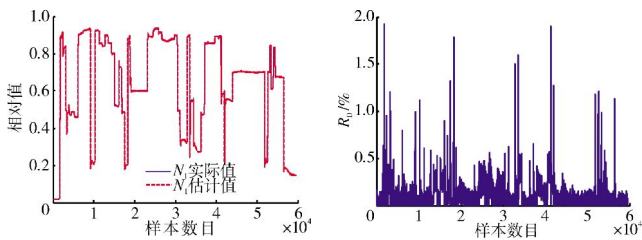


图5 N_1 传感器解析余度模型测试效果

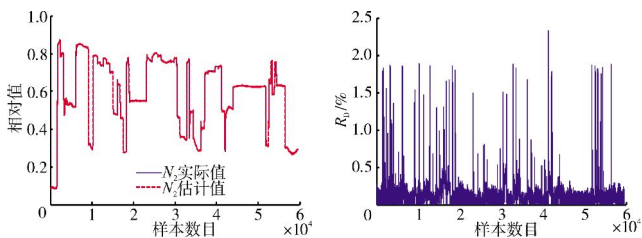


图6 N_2 传感器解析余度模型测试效果

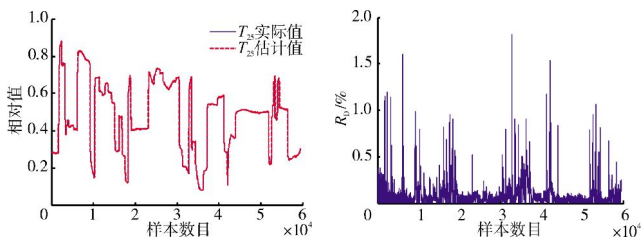


图7 T_{25} 传感器解析余度模型测试效果

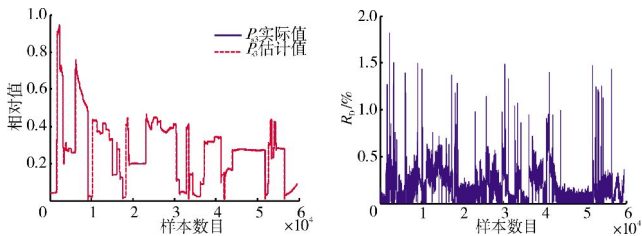


图8 P_{s3} 传感器解析余度模型测试效果

内, 稳态的误差基本都在 1% 以内, 能够满足传感器解析余度模型的精度要求。虽然通过 K -均值聚类只选择了很少一部分数据用来训练模型, 但是这些数据样本能够反映发动机各参数之间的特征。因此, 本文基于 K -均值聚类和 IDE-ELM 建立的传感器解析余度模型具有很好的精度, 可为 FADEC 系统双通道传感器的故障诊断提供参考, 提高传感器故障的检测率。

4 总结

本文提出了 1 种基于 K -均值聚类和 IDE-ELM 算法建立航空发动机传感器解析余度模型的方法。基于 K -均值聚类对试验数据进行聚类, 然后针对聚类

处理后的样本, 采用 IDE-ELM 算法训练模型。该方法避免了飞行试验数据中冗余数据对训练效果的影响, 采用 IDE 优化 ELM 的输入层的权值和隐含层偏置, 可以减少隐含层神经元数目, 降低网络的复杂度; 基于 K -均值聚类和 IDE-ELM 算法建立的模型, 经过飞行试验数据验证表明该传感器解析余度模型具有较高的精度, 可用于 FADEC 系统双通道传感器的故障诊断。

参考文献:

- [1] 孙健国. 面向 21 世纪航空动力控制展望 [J]. 航空动力学报, 2001, 16(2): 97-102.
SUN Jianguo. Prospects of the aero-engine dynamic control development facing the 21st century [J]. Journal of Aerospace Power, 2001, 16(2): 97-102. (in Chinese)
- [2] 张绍基. 航空发动机控制系统的研发与展望 [J]. 航空动力学报, 2004, 19(3): 375-382.
ZHANG Shaoji. A R&D and forecast of aeroengine control system [J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(3): 375-382. (in Chinese)
- [3] Garg S. NASA Glenn research in controls and diagnostics for intelligent aerospace propulsion Systems [R]. NASA-TM-2005-214036, 2005.
- [4] 姜彩虹. 航空发动机双余度控制规律设计方法 [J]. 航空动力学报, 2011, 26(10): 2364-2370.
JIANG Caihong. Design method of dual-redundant control law for aeroengine [J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(10): 2364-2370. (in Chinese)
- [5] 马婷婷, 郭迎清, 陆军. 基于双通道传感器的航空发动机在线故障诊断系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(7): 1533-1537.
MA Tingting, GUO Yingqing, LU Jun. System investigation of aero-engine online fault diagnosis, based on dual-channel sensor [J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(7): 1533-1537. (in Chinese)
- [6] Jaw L C, Garg S. Propulsion control technology development in the United States: A historical perspective [R]. NASA-TM-2005-213978, 2005.
- [7] Wallhagen R E, Arpasi D J. Self-teaching digital-computer program for fail-operational control of a turbojet engine in a sea-level test stand [R]. NASA-TM-X-3043, 1974.
- [8] Alag G, Gilyard G. A proposed Kalman filter algorithm for estimation of unmeasured output variables for an F100 turbofan engine [R]. AIAA-90-1920.
- [9] Takahisa Kobayashi, Donald L Simon. Application of a bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnostics [R]. NASA-TM-2003-212526, 2003.
- [10] Mattern D L, Jaw L C, Guo T H, et al. Using neural networks for sensor validation [R]. AIAA-98-3547.
- [11] Delaat J C, Merrill W C. Advanced detection, isolation, and accommodation of sensor failures in turbofan engines [R]. NASA-TP-1990-

- 2925, 1990.
- [12] 郑前钢,张海波,李永进. 基于单纯 B 样条的航空发动机机载稳态模型研究[J]. 推进技术,2015,36(12):1887-1894.
- ZHENG Qiangang,ZHANG Haibo,LI Yongjin. Research on on-board steady state modeling of turbofan engines based on simplex B-splines algorithm [J]. Journal of Propulsion Technology,2015,36 (12): 1887-1894. (in Chinese)
- [13] WANG Jiankang,ZHANG Haibo,YAN Changkai,et al. An adaptive turboshaft engine modeling method based on PS and MRR-LSSVR algorithms[J]. Chinese Journal of Aeronautics,2013,26(1):94-103.
- [14] 李业波,李秋红,黄向华,等. 航空发动机气路部件故障融合诊断方法研究[J]. 航空学报,2014,35(6):1612-1622.
- LI Yebo,LI Qiuhong,HUANG Xianghua,et al. Research on gas path component fault fusion diagnosis of aeroengine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2014,35(6):1612-1622. (in Chinese)
- [15] Huang G B,Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006,70(1-3):489-501.
- [16] Huang G B,Zhu Q Y,Siew C K. Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks [J]. Pro. IJCNN, Budapest, Hungary, 2004(2):985-990.
- [17] Storn R,Price K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization,1997,11(4):341-359.
- [18] 赵永平,孙健国,王前宇,等. 基于 K-均值聚类 and 约简最小二乘支持向量回归机的推力估计器设计[J]. 航空动力学报,2010,25(5): 1177-1183.
- ZHAO Yongping,SUN Jianguo,WANG Qianyu,et al. Design of thrust estimator based on K-means clustering and reduced least squares support vector regression [J]. Journal of Aerospace Power,2010,25 (5):1177-1183. (in Chinese)
- [19] 李本威,宋汉强,张赞等. 基于聚类与粒子群极限学习机的航空发动机推力估计器设计[J]. 推进技术,2017,38(6):1379-1385.
- LI Benwei,SONG Hanqiang,ZHANG Yun,et al. Design of aeroengine thrust estimator based on clustering and particle swarm optimization extreme learning machine [J]. Journal of Propulsion Technology, 2017,38(6):1379-1385. (in Chinese)
- [20] 钱德峰. 大涵道比民用涡扇发动机部件级建模技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学,2010.
- QIAN Defeng. Research on component-level modeling technology for high bypass ratio civil turbofan engine[D]. Nanjing:Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. (in Chinese)
- [21] 孙立国,孙健国,张海波,等. 基于支持向量机的发动机/直升机扭矩超前控制[J]. 航空动力学报,2011,26(3): 680-686.
- SUN Liguang,SUN Jianguo,ZHANG Haibo, et al. Torque feedforward control of engine/helicopter system based on support vector regression[J]. Journal of Aerospace Power,2011,26(3): 680-686. (in Chinese)

(编辑:李华文)