

# 基于 DE-RLSSVM 算法的航空发动机 传感器故障诊断

侯宽新<sup>1</sup>, 丁发军<sup>2</sup>, 张道新<sup>3</sup>, 黄选红<sup>1</sup>, 魏武国<sup>1</sup>

(1. 中国民用航空飞行学院 航空工程学院, 四川 广汉 618307;

2. 中国民用航空飞行学院 飞机修理厂, 四川 广汉 618307;

3. 中国民用航空飞行学院 广汉分院, 四川 广汉 618307)

**摘 要:** 为了使约简最小二乘支持向量机(RLSSVM)具有更好的稀疏性和泛化能力,利用微分进化(DE)算法选择 RLSSVM 的支持向量,提出了 DE-RLSSVM 算法. 在 benchmark 回归数据集上的仿真试验表明该算法具有很好的稀疏性和泛化能力. 然后将该算法用于航空发动机传感器故障的诊断,提出了基于 DE-RLSSVM 算法的航空发动机传感器故障诊断方法. 该方法利用 DE-RLSSVM 算法对传感器故障进行监测,然后进行定位和隔离. 数字仿真结果表明该传感器故障诊断系统能够实现对航空发动机传感器硬故障的检测与隔离.

**关 键 词:** 航空发动机; 传感器; 故障诊断; 支持向量机; 微分进化

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

## Sensor fault diagnosis of aero-engine based on DE-RLSSVM algorithm

HOU Kuan-xin<sup>1</sup>, DING Fa-jun<sup>2</sup>, ZHANG Dao-xin<sup>3</sup>,  
HUANG Xuan-hong<sup>1</sup>, WEI Wu-guo<sup>1</sup>

(1. Aviation Engineering College,

Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China;

2. Aircraft Repair and Overhaul Plant,

Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China;

3. Guanghan Sub-College,

Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China)

**Abstract:** In order to improve the generalization capability and sparsity of reduced least square support vector machine (RLSSVM), DE-RLSSVM was presented, whereby differential evolution (DE) algorithm was used to select the support vector of RLSSVM. Experiments on benchmark regression data sets show that the presented algorithm has good generalization and sparsity capabilities. Then, the presented algorithm was applied to sensor fault diagnosis of aero-engine. DE-RLSSVM algorithm was used to detected sensors faults, then to locate and isolate the faults. The simulations show that the sensor fault diagnosis system using the presented algorithm can detect and isolate hardware faults of sensor of aero-engine.

**Key words:** aero-engine; sensor; fault diagnosis; support vector machine; differential evolution

航空发动机是飞机的心脏,其性能和可靠性是飞机飞行安全的重要保证.然而随着现代航空发动机控制系统越来越复杂,所需的传感器数目也越来越多.由于传感器经常工作在高温、高压、振动等恶劣环境下,是整个航空发动机系统中最易发生故障的元件之一<sup>[1]</sup>.因此,能够及时准确地对传感器故障进行检测与隔离直接关系到飞机的飞行安全.目前,国内外对传感器故障的检测与隔离开展了大量的研究<sup>[2]</sup>,主要采用的方法有基于模型的故障诊断技术、基于数据驱动的故障诊断技术和基于知识的故障诊断技术<sup>[3-9]</sup>.其中,基于数据驱动的故障诊断技术是目前研究的一个主要方法<sup>[10-12]</sup>.基于数据驱动的故障诊断技术主要是根据大量的飞行试验数据利用神经网络等算法训练得到输入和传感器故障的映射关系,从而实现对传感器故障的诊断、隔离与重构<sup>[13]</sup>.如何得到泛化能力好、实时性高的映射关系是基于数据驱动的故障诊断技术的难点.

支持向量机(support vector machine)是由 Vapnik<sup>[14]</sup>提出的基于统计学习理论和结构风险最小化原则的一种机器学习方法.为了避免求解具有不等式约束的二次优化问题,Suykens 等<sup>[15]</sup>提出了最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM).这种算法通过解一个线性方程组而避免求二次规划问题,使求解问题的过程简单化.但是 LSSVM 的解基本是不具有稀疏性的<sup>[16]</sup>,为了解决稀疏性的问题, Lee 等<sup>[17]</sup>提出了用约简技术(reduced technology)来限制支持向量的数目,提出了约简最小二乘支持向量机(RLSSVM).然而 RLSSVM 对支持向量的选择是随机从训练数据中选择的.这就会导致 RLSSVM 的稀疏性和泛化能力不够.因此,本文将微分进化(differential evolution, DE)算法<sup>[18]</sup>用于优化选取 RLSSVM 的支持向量,提出了 DE-RLSSVM 算法,提高其稀疏性和泛化能力.然后,设计了基于 DE-RLSSVM 算法的航空发动机传感器故障诊断与隔离系统.

## 1 DE-RLSSVM 算法

### 1.1 RLSSVM

给定一个训练集 $[(\mathbf{x}_i, y_i)]_{i=1}^N$ ,其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ 为系统的输入, $y_i \in \mathbf{R}$ 为系统的输出. LSSVM 的数学模型为

$$\min_{\mathbf{w}, b, \mathbf{e}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \right\} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2$$

$$\text{s. t. } y_i - \{[\mathbf{w} \cdot \varphi(\mathbf{x}_i)] + b\} = e_i \quad (1)$$

其中 $C \in \mathbf{R}^+$ 是惩罚参数, $\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_N]^T$ , $\varphi(\cdot)$ 是 $\mathbf{x}_i$ 从输入空间到高维特征空间的一个非线性映射.通过求解式(1)可得 LSSVM

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = \sum_{i=1}^N [\alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})] + b \quad (2)$$

其中 $\alpha_i$ 为拉格朗日乘子, $\mathbf{x}$ 是新的输入向量, $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = [\varphi(\mathbf{x}_i)]^T \cdot \varphi(\mathbf{x}_j)$ , $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 是核函数,通常选高斯核函数 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / 2\gamma^2)$ , $\gamma$ 为可调函数.

由式(2)可知, $\mathbf{w}$ 与整个训练集都有关系,即 LSSVM 不具有稀疏性,因此运算复杂将影响实时性.如使用约简技术,即强制令

$$\mathbf{w} = \sum_{i \in S} \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \cdot)$$

其中 $k(\mathbf{x}_i, \cdot)$ 表示一个隐式的非线性映射, $[(\mathbf{x}_i, y_i)]_{i \in S} \subset [(\mathbf{x}_i, y_i)]_{i=1}^N$ , $S \subset N$ 为选择子集索引的集合,将其代入式(1)可得具有稀疏性的 LSSVM

$$\min \left\{ L(b, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N \left[ y_i - \sum_{j \in S} \alpha_j [\varphi(\mathbf{x}_j)]^T \varphi(\mathbf{x}_i) - b \right]^2 \right\} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{K}_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ , $i, j \in S$ .

令 $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ 和 $\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$ ,于是可以得到下面的线性方程组:

$$(\mathbf{R} + \mathbf{Z}^T \mathbf{Z}) \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \mathbf{Z} \mathbf{y} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \frac{\mathbf{K}}{C} \end{bmatrix}$ , $\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{1}^T \\ \mathbf{K} \end{bmatrix}$ , $\mathbf{K}_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ , $i \in$

$S, j = 1, \dots, N$ .

求解式(4),可得 RLSSVM

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i \in S} \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (5)$$

式(5)所描述的 RLSSVM 具有很好的稀疏性,其支持向量仅为 $S$ 集中的数据而不是所有训练数据.要得到 RLSSVM 的关键在于 $S$ 集如何确定.由式(3)可知, $S$ 集应由使目标函数取得极小值的那些训练数据构成.实际上确定 $S$ 集就是求一组支持向量使得式(3)取得极小值的优化问题.既然是优化问题,就可以用优化算法来进行优化.因此本文提出利用 DE 算法优化选取支持向量,从而提高 RLSSVM 算法的泛化能力.

### 1.2 DE 算法优化选取支持向量

DE 算法是由美国学者 Storn 和 Price 于

1995年提出的基于“优胜劣汰、适者生存”的一种仿生智能计算方法<sup>[18]</sup>.它采用自适应的迭代寻优过程的随机搜索算法,从某一随机产生的初始种群开始,采用某种产生向量差的操作实现如杂交、变异等算子,通过不断地迭代取优计算,使搜索过程向最优解逼近.该算法具有很好的全局寻优能力,因此,本文采用DE算法优化选取RLSSVM的支持向量,提高其稀疏性和泛化能力.

针对DE-RLSSVM算法,对于给定的训练集 $[(\mathbf{x}_i, y_i)]_{i=1}^N$ ,首先确定支持向量的个数 $D$  ( $D \leq N$ ,即可行解空间的维数)和种群规模 $N_p$ ,采用实数编码生成初始种群,种群中的每个个体包含 $D$ 个整形元素,代表所选取的支持向量在训练集中的数据索引. $\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_1^t, \mathbf{x}_2^t, \dots, \mathbf{x}_{N_p}^t]$ 表示进化至第 $t$ 代的种群,其中 $\mathbf{x}_i^t = [x_{i,1}^t, x_{i,2}^t, \dots, x_{i,D}^t]$ 为第 $i$ 个个体,然后通过变异、交叉以及选择操作来实现搜索最优解.

### 1.2.1 变异操作

在DE-RLSSVM算法中,变异个体的生成用到了父代种群中多个个体的线性组合,对于父代种群中任意的一个目标向量 $\mathbf{x}_i$ ,变异向量 $\mathbf{v}_i$ 可由下式得到:

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{r1} + F \cdot (\mathbf{x}_{r2} - \mathbf{x}_{r3}) \quad (6)$$

其中 $[\mathbf{x}_{r1}, \mathbf{x}_{r2}, \mathbf{x}_{r3}]$ 是在父代种群中随机选择的3个不同个体,并且下标 $r1, r2, r3$ 与 $i$ 各不相等,可见,种群规模应满足 $N_p \geq 4$ ;  $F > 0$ 是变异放缩因子.

### 1.2.2 交叉操作

交叉操作的目的是提高种群个体的多样性,可通过变异向量 $\mathbf{v}_i$ 和目标向量 $\mathbf{x}_i$ 各维分量的随机重组实现.新的交叉向量 $\mathbf{u}_i = [u_{i,1}, u_{i,2}, \dots, u_{i,D}]$ 通过以下公式生成:

$$u_{i,j} = \begin{cases} v_{i,j} & r(j) \leq C_r \text{ 或 } j = n_j \\ x_{i,j} & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$i = 1, \dots, N_p \quad j = 1, \dots, N_p$

其中 $r(j)$ 是 $[0,1]$ 间的随机数; $C_r$ 是范围在 $[0,1]$ 间的常数,称为交叉常量. $n_j$ 是在 $[1,D]$ 间随机选择的整数,它保证 $\mathbf{u}_i$ 至少从 $\mathbf{v}_i$ 中可取得一个元素,即保证有新的个体生成从而保证群体的进化不会停滞.

### 1.2.3 选择操作

DE-RLSSVM算法的选择操作采用“贪婪模式”,即当且仅当新向量个体 $\mathbf{u}_i$ 比目标向量个体 $\mathbf{x}_i$ 的适应度值更好时, $\mathbf{u}_i$ 才会被种群接受.否则,

$\mathbf{x}_i$ 仍将保留在下代种群中,并在下次迭代计算中继续执行变异及交叉操作.对于DE-RLSSVM算法,适应度函数定义为

$$f(\cdot) = \sqrt{\sum_{i=1}^N [(\hat{y}_i - y_i)/y_i]^2} \quad (8)$$

其中 $f(\cdot)$ 为适应度值; $\hat{y}_i$ 为DE-RLSSVM的训练输出; $y_i$ 为DE-RLSSVM训练数据的目标值,则适应度值越小,个体越优秀.选择操作可由下式描述:

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_i & f(\mathbf{u}_i) < f(\mathbf{x}_i^t) \\ \mathbf{x}_i^t & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $f(\mathbf{u}_i)$ 和 $f(\mathbf{x}_i^t)$ 是 $\mathbf{u}_i$ 和 $\mathbf{x}_i^t$ 的适应度值.DE-RLSSVM算法的选择操作是在父代个体与新产生的候选个体之间进行筛选,使得子代个体总是优于或等于父代个体,从而使种群逼近最优解.

图1为DE-RLSSVM算法框图.

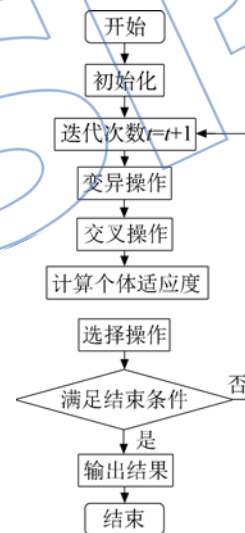


图1 DE-RLSSVM算法框图

Fig. 1 Block diagram of DE-RLSSVM algorithm

## 1.3 仿真实验

为了验证本文所提出的DE-RLSSVM算法的稀疏性和泛化能力,本文将其与经典的LSSVM算法和RLSSVM算法在benchmark回归数据集上进行了比较验证,统计结果如表1所示.从表中可以看出,与LSSVM算法相比,在达到相同预测精度的前提条件下,DE-RLSSVM算法和RLSSVM算法需要支持向量个数要远远小于LSSVM算法.而与RLSSVM算法相比,通过DE算法优化得到支持向量的DE-RLSSVM算法需要支持向量个数要少于RLSSVM算法,也就是说,DE-RLSSVM算法具有更好的实时性.

表 1 Benchmark 回归数据集测试结果  
Table 1 Test results of benchmark regression data sets

| 数据集                                    | 算法        | 支持向量个数 | 方均根误差   | 测试时间/s  |
|----------------------------------------|-----------|--------|---------|---------|
| Space_ga<br>( $C=2^3, \gamma=2^{-2}$ ) | LSSVM     | 2000   | 0.10550 | 22.641  |
|                                        | RLSSVM    | 200    | 0.10690 | 2.563   |
|                                        | DE-RLSSVM | 140    | 0.10580 | 1.492   |
| Bank8FM<br>( $C=2^5, \gamma=2^0$ )     | LSSVM     | 4500   | 0.03282 | 487.063 |
|                                        | RLSSVM    | 300    | 0.03278 | 36.853  |
|                                        | DE-RLSSVM | 180    | 0.03284 | 17.903  |
| Mg<br>( $C=2^4, \gamma=2^{-1}$ )       | LSSVM     | 900    | 0.11640 | 3.184   |
|                                        | RLSSVM    | 84     | 0.11650 | 0.192   |
|                                        | DE-RLSSVM | 40     | 0.11590 | 0.069   |

2 航空发动机传感器故障诊断系统

传感器是航空发动机控制系统的重要组成部分,也是故障多发元件.为了保证航空发动机正常的运行和安全工作,对传感器故障进行及时的检测与隔离非常重要.因此,本文基于 DE-RLSSVM 算法设计了航空发动机传感器故障诊断系统 (fault diagnosis estimator, FDE),如图 2 所示.

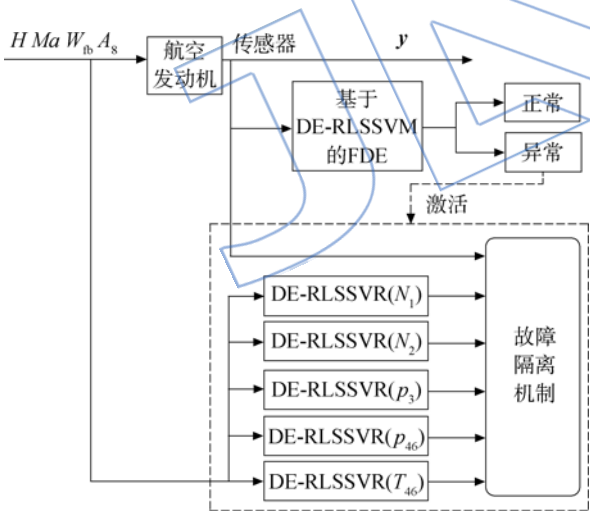


图 2 基于 DE-LSSVR 算法的航空发动机传感器故障诊断系统  
Fig. 2 Sensor fault diagnosis system of aero-engine based on DE-LSSVR algorithm

由图 2 可知,本文设计的故障诊断系统包括故障检测与故障隔离两个模块.故障检测模块实际上是一个基于 DE-RLSSVM 算法的分类机.在训练分类机时,是以小包线内的稳态采集到的传感器数据作为分类机的学习样本,输出对应的是传感器故障的指示值(0 为正常,1 为异常).而故

障隔离模块采用 5 个基于 DE-RLSSVM 的回归机对航空发动机较为重要的低压转速( $N_1$ )、高压转速( $N_2$ )、压气机出口总压( $p_3$ )、低压涡轮出口总压( $p_{46}$ )、低压涡轮出口温度( $T_{46}$ )5 个传感器故障进行诊断隔离.回归机的输入量均为飞行高度  $H$ ,飞行马赫数  $Ma$ ,主燃烧室供油量  $W_b$  及尾喷管喉道面积  $A_s$ .分别用 5 个回归机对 5 个传感器测量值进行估计,并且各个回归机的输入不包含所要诊断的传感器信号,即输入不包含可能出现故障的传感器测量值,因此,5 个回归机的输出值之间不会相互影响.

航空发动机传感器一旦发生故障,由于诊断系统的故障检测模块是在线实时运行的,它会首先检测到传感器异常,然后就会激活故障隔离模块.故障隔离模块通过计算传感器估计值和测量值的误差再与阈值进行比较,从而可以对故障传感器进行定位隔离.

3 数字仿真

限于篇幅,本文以某型双轴涡扇发动机部件级模型为对象,只在高度  $H=10\text{ km}$ ,马赫数  $Ma=0.8$ ,油门杆角度  $A_{pl}=50^\circ$  的稳态条件下进行仿真验证.为了使仿真试验更具有可信度,根据实际传感器测量噪声的水平,在模拟传感器输出的信号中加入 0.2% 的噪声.在仿真中根据经验设定故障阈值为  $\epsilon=0.01$ ,也就是说,当计算得到的误差大于  $\epsilon$  时就认为该传感器发生了故障.图 3 是  $N_1, N_2, p_3, p_{46}, T_{46}$  五个传感器分别在 2 s 发生 3% 偏置故障的仿真曲线图.

从图 3 可以看出,当传感器发生故障时,故障检测模块首先检查到传感器异常,然后故障隔离

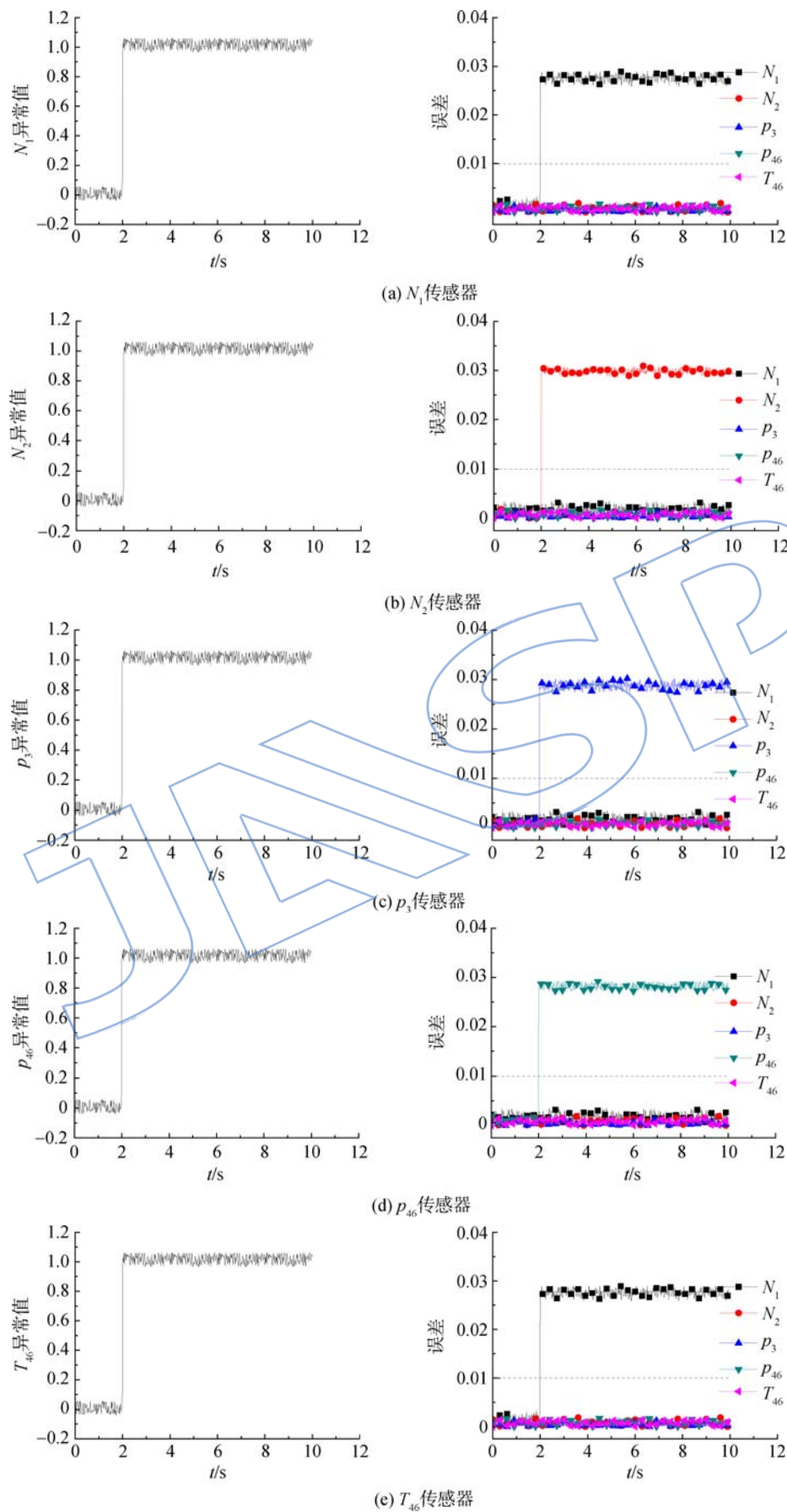


图3 传感器偏置故障仿真曲线

Fig. 3 Simulated curves of sensor offset fault

模块被激活,对故障进行诊断隔离.当传感器故障时,只有故障传感器的误差超过了设定的阈值  $\epsilon$ ,而无故障的传感器误差仍然在阈值以下.数字仿真试验表明本文提出的基于 DE-RLSSVM 算法的传感器故障诊断系统能够很好地对传感器硬故障进行有效诊断与隔离.

## 4 结 论

针对 RLSSVM 算法的缺点,本文将 DE 算法用于选择 RLSSVM 算法的支持向量,提出了 DE-RLSSVM 算法.并设计了基于 DE-RLSSVM 算法的航空发动机传感器故障诊断系统.通过数字仿真表明本文所设计的故障诊断系统能够很好地对航空发动机传感器硬故障进行有效地检测与隔离.然而本文的方法对传感器软故障无能为力,这有待于在后面的研究中解决.

## 参考文献:

- [1] Garg S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems[R]. AIAA-2004-0949, 2004.
- [2] Link C. Recent advancements in aircraft engine health management (EHM) technologies and recommendations for next step[R]. ASME Paper GT2005-68625, 2005.
- [3] Delaat J C, Merrill W C. Advanced detection, isolation, and accommodation of sensor failures in turbofan engines[R]. NASA Technical Paper-2925, 1990.
- [4] Garg S, Schadow K, Horn W, et al. Sensor and actuator needs for more intelligent gas turbine engines[R]. NASA/TM-2010-216746, 2010.
- [5] XU Qihua, SHI Jun. Fault diagnosis for aero-engine applying a new multi-class support vector algorithm[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2006, 19(1): 175-182.
- [6] Alag G, Gilyard G. A proposed Kalman filter algorithm for estimation of unmeasured output variables for an F100 turbofan engine[R]. AIAA 90-1920, 1990.
- [7] Kobayashi T, Simon D L. Application of a bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnosis[R]. NASA/TM-2003-212526, 2003.
- [8] Mattern D L, Jaw L C, Guo T H, et al. Using neural networks for sensor validation[R]. AIAA 98-3547, 1998.
- [9] 鲁峰, 黄金泉. 航空发动机部件性能参数融合预测[J]. 航空学报, 2009, 30(10): 1795-1800.  
LU Feng, HUANG Jinquan. Engine component performance prognostics based on decision fusion[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(10): 1795-1800. (in Chinese)
- [10] Pecht M G. Prognostics and health management of electronics[M]. Hoboken, US: John Wiley and Sons, 2008.
- [11] Tobon-Mejia D A, Medjaher K, Zerhouni N, et al. A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(2): 491-503.
- [12] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.  
LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9. (in Chinese)
- [13] Zhao J, Chen B, Shen J. A hybrid ANN-ES system for dynamic fault diagnosis of hydrocracking process[J]. Computers and Chemical Engineering, 1997, 21(20): 929-933.
- [14] Vapnik V N. The nature of statistical theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [15] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [16] 李业波, 李秋红, 黄向华, 等. 航空发动机传感器故障与部件故障诊断技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(9): 1174-1180.  
LI Yebo, LI QiuHong, HUANG Xianghua, et al. Fault diagnosis for sensors and components of aero-engine[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013 39(9): 1174-1180. (in Chinese)
- [17] Lee J, Lee D. An improved cluster labeling method for support vector clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3): 461-464.
- [18] 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.