

# 航空发动机传感器故障诊断

郑秋红

(浙江万里学院计算机与信息学院, 浙江 宁波 315100)

**摘要:**研究航空发动机传感器故障诊断问题,由于发动机传感器故障样本有限、小样本、非线性变化特点,传统大样本传统故障方法故障诊断准确率低。为提高传感器故障诊断准确率,提出一种混沌粒子群算法(CPSO)和最小二乘支持向量机(LSSVM)相结合的传感器故障诊断算法(CPSO-LSSVM)。首先将发动机传感器信号输入到LSSVM进行学习,并采用CPSO进行优化,找到最优LSSVM参数,从而建立传感器故障诊断模型,最后采用已建立模型对传感器故障进行仿真测试。仿真结果表明,CPSO-LSSVM提高了航空发动机传感器故障诊断的准确率,能准确地对空发动机传感器故障进行诊断,提供民飞行安全性能保障。

**关键词:**航空发动机;故障诊断;混沌粒子群算法;最小二乘支持向量机

**中图分类号:**TP911 **文献标识码:**B

## Fault Diagnosis for Sensors in Aeroengine

ZHENG Qiu-hong

(Department of Computer Science and Information Technology, Zhejiang Wanli University,  
Ningbo Zhejiang 315100, China)

**ABSTRACT:** Because aeroengine sensors are working in complex environment, the fault samples of engine sensor are limited, and the fault diagnosis based on large samples is prone to failure. This paper presents a sensor fault diagnosis algorithm (CPSO-LSSVM) based on least squares support vector machine (LSSVM) and chaos particle swarm optimization algorithm (CPSO). The engine sensor signal was input to the LSSVM for learning, and then the LSSVM parameters were optimized by CPSO, thereby established the sensor fault diagnosis model. Finally, the established model was test by sensor fault simulation experiment. The simulation results show that the proposed algorithm can improve the aircraft engine sensor fault diagnosis accuracy and diagnose faults timely and accurately.

**KEYWORDS:** Aeroengine; Fault diagnosis; CPSO; LSSVM

### 1 引言

现代航空发动机控制系统日益复杂,传感器数目相应增多,航空发动机传感器工作在高温、高压、强振动的恶劣环境下,经常变换工作状态,据统计,传感器故障占航空发动机控制系统总故障80%以上,航空发动机传感器故障一旦发生故障,轻则影响控制系统性能,重将产生灾难性后果,因此对航空发动机传感器故障进行的实时诊断,提前发现传感器故障,对提高飞行安全性十分重要<sup>[1]</sup>。

当前故障诊断方法主要有三大类:物理冗余法、基于线性模型方法和非线性人工智能方法<sup>[2,3]</sup>。物理冗余法采用多个冗余传感器,容易实现,但是系统比较复杂<sup>[4]</sup>。基于线性

模型故障诊断方法假设传感器故障变化是线性的,但是现在航空发动机传感器故障具有时变性和非线性,因此在实际故障诊断中,很难获得高精确诊断结果或者偶尔获得到某一时刻的准确模型,随时间改变,系统参数发生漂移,模型适用性变得很差,易较高的误诊率和漏诊率<sup>[5]</sup>。人工智能技术近来得到了快速发展,具有自适应、自组织和非线性学习能力,出现基于神经网络、支持向量机等航空发动机传感器故障诊断算法<sup>[6,7]</sup>。神经网络是一种基于经验风险最小化的机器学习方法,要求样本大,然而航空发动机传感器故障样本数量有限,是一种典型小样本学习问题,容易出现过拟合,泛化能力等缺陷,导致传感器故障诊断精度低<sup>[8]</sup>。最小二乘支持向量机(least square support vector machines, LSSVM)基于结构风险最小化原则,专门针对小样本、非线性数据,较好解决类似神经网络局部极值、过拟合缺陷<sup>[9]</sup>。

为充分利用有限的航空发动机传感器故障历史数据,提

高传感器故障诊断精度,提出采用混沌粒子群算法(Chaos Particle Swarm optimization, CPSO)和 LSSVM 相结合的航空发动机传感器的故障诊断方法(CPSO-LSSVM),最后通过仿真对算法有效性进行测试。

## 2 航空发动机传感器诊断原理

航空发动机传感器故障诊断有两种途径:一种途径是通过利用 LSSVM 强大的非线性分类能力,对传感器故障模式进行学习和分类,诊断出故障。别一种途径是通过利用 LSSVM 对连续有界非线性函数可以无限逼近的能力,建立控制系统传感器故障的非线性诊断模型,进行故障诊断<sup>[10]</sup>。本文研究利用 LSSVM 作为非线性函数估计器对航空发动机传感器故障进行检测。基于 LSSVM 的航空发动机传感器故障诊断的示意图如图 1 所示。

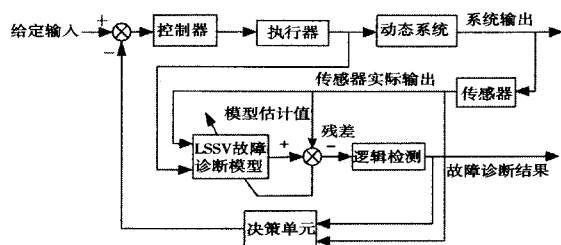


图1 航空发动机传感器故障诊断示意图

## 3 航空发动机传感器故障模型

### 3.1 LSSVM 算法

LSSVM 通过非线性映射函数  $\varphi(\cdot)$  将样本映射到高维特征空间,在该空间进行预测<sup>[11]</sup>。

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中,  $w$  为权值向量,  $b$  为偏置量。

根据结构风险最小化原则,式(1)问题求解的 LSSVM 预测模型为:

$$\min \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (2)$$

$$s. t. \quad y_i - w^T \varphi(x_i) + b = e_i$$

式中,  $\gamma$  为正则化参数;  $e_i$  为实际值与预测函数间的误差。

通过引入拉格朗日乘子(Lagrange multiplier)将上述约束优化问题转变为无约束对偶空间优化问题,即:

$$L(w, b, \zeta, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n \xi_i^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i (w^T \varphi(x_i) - b + \xi_i - y_i) \quad (3)$$

式中,  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子,按照优化条件

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0, \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$$

可得:

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i), \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0, \alpha_i = c \xi_i, w \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \quad (4)$$

根据 Mercer 条件,核函数定义  $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ , LSSVM 预测模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x_j) + b \quad (5)$$

选择径向基核函数作为 LSSVM 核函数,最后得到 LSSVM 预测模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) + b \quad (6)$$

式中,  $\sigma$  为径向基核函数宽度。

大量研究表明,参数对 LSSVM 学习能力和泛化能力影响着相当大,如何选择最优的 LSSVM 参数值是一个关键的问题。对于径向基核函数的 LSSVM 来说,参数主要包括正则化参数  $\gamma$  和核函数宽度  $\sigma$ 。  $\gamma$  是在结构风险和样本误差之间做出折衷,参数  $c$  的取值与可容忍的误差相关,  $\sigma$  与学习样本的输入空间范围相关,本文采用 CPSO 对  $\gamma$  和  $\sigma$  进行寻优。

### 3.2 CPSO 算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种基于群体智能的进化计算技术,通过粒子间的协作与竞争,从而实现多维空间中最优解的搜索,然而基本 PSO 具有局部搜索能力弱,进化后期收敛速度慢和易陷入局部最优等缺陷。由于混沌运动具有对初始条件的敏感性、随机性和遍历性等优点,因此本将混沌思想引入到 PSO 中,形成混沌粒子群算法(CPSO),CPSO 提高了种群的多样性和粒子搜索的遍历性,克服基本 PSO 易陷入局部极值的缺陷,加快收敛速度和提高精度。

引入 Logistic 方程构造混沌系统:

$$z_{m+1} = \mu z_m (1 - z_m), m = 0, 1, 2, \dots \quad (7)$$

其中,  $\mu$  表示控制参量,当值 4 时,系统完全处于混沌状态,可以迭代出一系列定时间序列。

### 3.3 CPSO 对 LSSVM 参数优化

将 LSSVM 参数  $\gamma$  和  $\sigma$  作为 CPSO 的粒子,采用空发动机传感器诊断误差作为粒子群的适应度函数,通过粒子间相互协作,经过若干迭代后,可台获得位置最优的粒子,即 LSSVM 模型的最优参数。基于 CPSO 的 LSSVM 参数优化流程如图 2 所示。

### 3.4 基于 CPSO-LSSVM 的传感器故障诊断过程

- 1) 对航空发动机传感器输出信号进行采集。
- 2) 对采集传感器信号进行预处理,消除一些噪声信息。
- 3) 采用相空重构方法传感器信号进行重构。
- 4) 将重构传感器信号数据分成训练集和测试集,训练集进行学习,建立传感器故障诊断模型,测试集对建立的故障诊断模型性能进行检验。
- 5) 初始化 LSSVM 参数  $\gamma$  和  $\sigma$  的取值范围以及 CPSO 相应参数。
- 6) 将训练样本输入到 LSSVM 中进行训练和学习,并通过 CPSO 对  $\gamma$  和  $\sigma$  进行优化,找到最优  $\gamma$  和  $\sigma$  值。

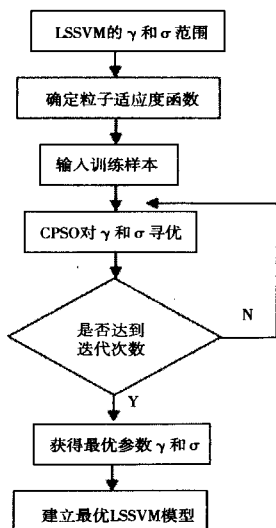


图2 CPSO 的 LSSVM 参数寻优流程

7)采用找到的最优  $\gamma$  和  $\sigma$  建立航空发动机传感器故障诊断模型,并采用测试集对模型性能进行测试。

8)如果模型性能达到预定要求,采用故障诊断模型应用于航空发动机传感器故障在线监测和诊断。

## 4 仿真研究

### 4.1 数据来源

仿真数据来自某航空发动机传感器实际输出信号,采样时间间隔为 5 秒,采集到的传感器输出信号如图 3 所示,将数据分成两部分,前 950 个数据为训练集,最后 50 个数据为测试集,在 Matlab2008 下进行仿真。

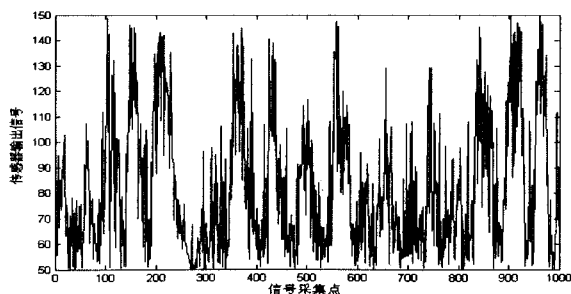


图3 某航空发动机传感器实际输出信号

### 4.2 发动机传感器故障残差决策

基于 CPSO - LSSVM 的航空发动机传感器故障诊断实质上是通过 CPSO - LSSVM 模型对发动机传感器估计,然后通过实际输出值与估计输出值之间残差进行残差决策来对发动机传感器是否产生故障进行判断。在理想情况下,如果模型估计与实际输出值之间的残差值为零,那么就表示模型能够对被检测系统进行正确描述,传感器没有发生故障,否则残差值不为零,就表示被检测传感器发生了故障,但是在实际系统中,系统存在一定噪声影响估计值与传感器实际输出

值间残差,因此需要采用阈值法对故障进行残差决策。这样如果残差值不在阈值范围内,表示该传感器发生了故障,则表示该传感器工作正常。

### 4.3 仿真与结果分析

首先对数据样本进行重构,生成多维的样本数据,然后将训练样本输入到 LSSVM 进行学习,采用 CPSO 对 LSSVM 参数  $\gamma$  和  $\sigma$  进行优化,得到最优  $\gamma = 1000, \sigma = 0.625$ 。采用最优  $\gamma = 1000, \sigma = 0.625$  重新对训练样本进行学习,建立最优航空发动机传感器故障诊断模型,得到的估计值与实际值(实线是实际值,虚线是模型值)比较如图 4 所示。从图 4 可知,CPSO - LSSVM 的航空发动机传感器输出估计值与实际值拟合得相当好,说明得到的故障模型可以用于对故障进行诊断。

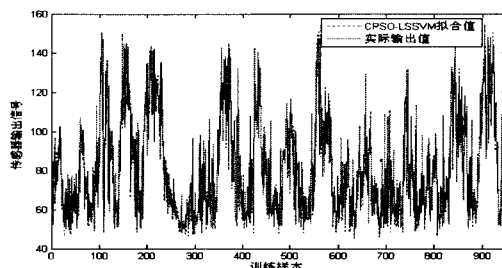


图4 CPSO - LSSVM 训练集估计值与实际值比较

采用建立的最优航空发动机传感器故障诊断模型对测试集进行检验,得到的结果如图 5 所示。根据图 5 的结果可知,CPSO - LSSVM 模型输出与航空发动机传感器实际输出基本吻合,说明 CPSO - LSSVM 模型很好描述了发动机传感器输入输出关系,因此经过离线训练后 CPSO - LSSVM 模型可以作为发动机控制系统传感器的在线故障诊断模型,具有很好的鲁棒性和故障精度,是一种较理想的空发动机传感器故障诊断模型。

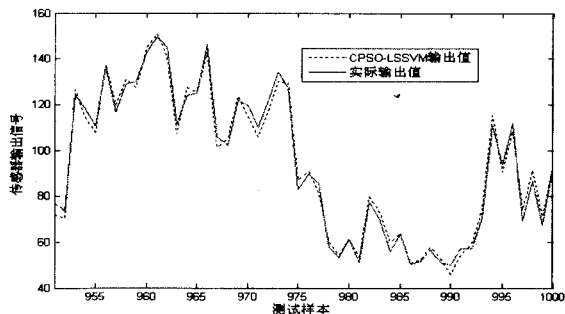


图5 CPSO - LSSVM 测试集估计值与实际值比较

## 5 结束语

航空发动机传感器故障诊断对控制系统正常运行起着关键作用,由于故障样本是一个有限、小样本集合,类似神经网络等的基于经验风险最小化原理的机器学习难以获得理想传感器故障诊断结果。为提高传感器故障诊断准确率,本文提出一种基于 CPSO - LSSVM 的传感器故障诊断方法,仿

真结果表明,CPSO-LSSVM 提高了航空发动机传感器故障诊断的准确率,能够及时发现故障,是一种行之有效的航空发动机传感器故障诊断方法。

#### 参考文献:

- [1] 何保成,于达仁,史新兴. 应用传感器仿真模型分析发动机控制系统故障[J]. 推进技术, 2001,22(5):364-367.
- [2] 侯胜利,李应红,李名魁,尉询楷. 基于人工免疫网络模型的航空发动机传感器故障诊断[J]. 推进技术, 2007,28(1):86-81.
- [3] B J D Bergstrom. Robust integrated flight control design under failures, damage and state-dependent disturbances[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2005,28(5):902-917.
- [4] 袁春飞,姚华. 传感器故障下的航空发动机机载自适应模型重构[J]. 航空动力学报, 2005,20(1):136-141.
- [5] 蔡开龙,孙文帆,姚武文. 航空发动机传感器故障诊断与自适应重构控制[J]. 电光与控制, 2009,16(6):57-61.
- [6] 蔡开龙,谢寿生,杨伟. 基于改进 LS-SVM 的航空发动机传感器故障诊断与自适应重构控制[J]. 航空动力学报, 2008,23

(6):1118-1127.

- [7] 李睿,郭迎清,吴文斐. 航空发动机传感器故障诊断设计与验证综合仿真平台[J]. 计算机测量与控制, 2010,18(3):527-530.
- [8] 鲁峰,黄金泉,陈煜,宋云峰. 基于SPSO-SVR的融合航空发动机传感器故障诊断[J]. 航空动力学报, 2009,24(8):1856-1865.
- [9] 朱凤明,樊明龙. 混沌粒子群算法对支持向量机模型参数的优化[J]. 计算机仿真, 2010,27(11):183-186.
- [10] 宋玉琴,章卫国,刘小雄. 基于RBF神经网络观测器飞控系统故障诊断[J]. 计算机仿真, 2010,27(3):85-88.
- [11] 侯林峰,赵廷渝,王镛根. 利用小波分析检测航空发动机传感器故障[J]. 计算机仿真, 2005,22(9):37-40.



#### [作者简介]

郑秋红(1981-),女(汉族),四川蓬安县人,硕士,讲师,主要研究方向:计算机软件与理论。

(上接第3页)维超平面,其度量是欧氏度量;② $V^{n-m}$ 是一个非平坦的 $4n-m$ 维浸入黎曼子流形,它的高斯曲率在 $n$ 等于奇数是负数,当 $n$ 等于偶数是正数;③在价值流形 $V^{n-m}$ 上,若给定 $j_\alpha(t), b_\alpha(0), \dot{b}_\alpha(0), \ddot{b}_\alpha(t), \alpha=1,2,\dots,n$ ,则曲线 $C$ 是唯一确定的。显然,根据这些数学性质,我们可以进一步分析许多相关的经济理论问题,以及认识其中的经济运动规律。

以上,我们介绍了不少不同性质的商品价值流形的数学理论形式。由于商品经济体系十分庞大和复杂,因此,我们以上介绍的商品价值流形仅是商品价值理论体系中的一部分,除此以外还有定义在商品微分纤维丛上的价值和价格同态列、价值和价格李群、以及与国际经济系统相关的各种商品价值流形等。以上这些以微分几何为基础建立起来的数学理论体系是一个系统和完整的经济学理论形式。通过这个经济学理论形式,我们可以考察几乎所有的商品价值的理论问题。因此,从这一意义上说,商品价值的数学理论形式是以微分几何的数学理论形式为基础的。在这一问题上,古典经济学的价值理论与在牛顿力学基础上发展起来的现代理论力学是一样的,因为理论力学的数学理论形式也是以微分几何为基础的。显然,古典经济学与经典物理学具有相同的数学理论形式并不是一个偶然的事情,相反,这是科学的理论发展的必然结果。因为,同一的事物在人们意识中的合理反映必然是相同的。注意到,商品价值流形的数学理论形式并不是整个古典经济学理论体系的完整的数学理论形式,正如理论力学的数学理论形式并不代表整个物理学的数学理论体系一样。因此,以微分几何为基础建立起来的古典经济学的价值理论的数学理论形式,仅是整个古典经济学的数学理论体系的基础和核心的构成部分。除此以外,古典经济

学的数学理论体系还包括与电磁学、相对论力学、量子力学、统计物理学等分支理论相对应的数学理论形式。这些数学理论形式,既有微分几何理论、也有同调理论、芬斯勒流形、离散数学、统计学等数学理论形式。总之,古典经济学的价值理论的数学理论形式并不排斥其他的数学理论,相反,各种不同的数学理论围绕古典经济学,可以建立起一个系统和完善的科学的数学理论体系。

以上,我们在本节中分析了古典经济学的价值理论的具有代表性案例。通过这些案例的分析,我们可以看到,古典经济学的价值理论可以在各种复杂的情况下进行商品的价值计量,包括劳动生产率不变、劳动生产率可变、单个产品、 $n$ 种产品的价值计量。因此,我们可以据此建立相应的与微积分、线性代数、微分几何相关的数学理论逻辑体系。显然,这个数学理论体系与现实的社会经济系统是紧密相连的。这就是说,我们不仅可以根据这个理论解释各种复杂的经济现象,同时也可以进行精确的定量分析,据此指导我们的经济实践。特别地,我们不难看出,以上这些案例在我们的现实生活中是大量和普遍存在的。因此,我们可以说,古典经济学的价值理论正如物理学的理论力学一样,是一种经得起人的重复实践检验的科学的理论体系。

#### [作者简介]



吴杰(1952.12-),男(汉族),广东人,经济师,广州市长程软件有限公司董事长,中国数量经济学会2003届常务理事,中国社会科学院经济社会综合集成与预测中心特聘研究员,广东省社会科学院客座教授,主要从事经济系统仿真的理论研究、建模和应用工作。

邝小明(1948.11-),男(汉族),广东人,广州南沙资讯科技园总经理,物理学博士。