一种航空发动机燃油调节系统仿真方法*

黄 强[1,2] 王 健[1] 张桂刚[1]
(1. 中国科学院自动化研究所 北京 100190)(2. 北京科技大学自动化系 北京 100083)

摘 要 由于传统建模技术有高成本、高复杂性的缺点,计算机仿真技术随之兴起,正逐渐取代传统建模技术。AMEsim 仿真平台由于其完备的模型库,在建模中发挥了越来越重要的作用。论文在 AMEsim 建立的航空发动机燃油调节系统模型的基础上,人为设置故障,得到系统的故障数据,并在 Matlab 上对故障数据用主元分析法进行降维,得到特征数据,采取支持向量机法对特征数据进行训练,最后用测试数据验证结果的准确性。实验结果完全分辨出测试数据代表的故障,这验证了支持向量机法用于航空发动机燃油调节系统故障诊断的优越性和可靠性,可用于航空发动机燃油调节系统的故障诊断。

关键词 AMEsim 建模;航空发动机燃油调节系统;支持向量机;故障诊断
中图分类号 TP277 **DOI**:10.3969/j.issn1672-9722.2014.09.002

A Simulation Method for Aviation Engine Fuel Control System

HUANG Qiang[1,2] WANG Jian[1] ZHANG Guigang[1]
(1. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)
(2. Department of Automation, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083)

Abstract Because of the high cost and high complexity of traditional modeling technology, computer simulation technology is gradually replacing the traditional modeling technology. AMEsim simulation platform has comprehensive model library, so it plays an increasingly important role in modeling. Based on aviation engine fuel control system built on AMEsim, some faults are set to obtain failure data, and Principal Component Analysis is used to reduce the dimensions and obtain the characteristic data on Matlab, Then support vector machines is taken to train feature data. Finally test data is used to verify the accuracy of the result. The result distinguishs completely failure represented by test data, which demonstrate the superiority and reliability of SVM for aviation engine fuel control system's fault diagnosis and SVM can be used for fault diagnosis of aviation engine fuel control system.

Key Words AMEsim simulation, aviation engine fuel control system, SVM, fault diagnosis
Class Number TP277

1 引言

现役航空发动机燃油调节系统都属于机械液压控制系统,由于其结构复杂,传统的建模方式往往建立在了解系统结构和工作原理的基础上,通过求解流量平衡和能量平衡方程式来求解,这其中工作量巨大,建立的模型可读性、可修改性、可扩展性差。随着计算机技术的发展,计算机仿真技术由于其独特的优越性,正逐步取代传统建模。计算机仿真技术通过在线建模,选择子模式,参数匹配来建立起与实际物件相同的模型,这样使建模成本大大降低。

航空发动机由于其在飞机系统中的重要性,越来越受到人们的关注,成为了飞机故障诊断的研究热点。但是得到故障数据就需要人为模拟故障,在发动机实物上模拟故障会大大地增加成本,

* 收稿日期:2014 年 3 月 4 日,修回日期:2014 年 4 月 17 日
基金项目:远程宽体客机综合健康管理机载系统体系架构及先进健康管理算法研究项目资助。
作者简介:黄强,男,硕士研究生,研究方向:智能计算与智能控制。王健,男,博士,副研究员,研究方向:智能计算与智能控制、飞机综合健康管理。张桂刚,男,博士,副教授,硕士生导师,研究方向:大数据、大飞机综合健康管理。

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

浪费资源，因此，需要通过计算机仿真技术建立发动机模型，通过改变参数或加入扰动来模拟故障，得到故障数据，以便进行数据分析，确定故障模式。

故障诊断的方法有很多种，但大致可分为两类：基于模型的故障诊断方法和基于数据的故障诊断方法[1]。在基于模型的故障诊断方法中，系统的模型是已知的，且系统的输入/输出，状态、参数等之间的关系由系统模型确定，从而系统故障诊断的功能由模型分析、观测器/滤波器、变化监测以及分类与推理方法予以实现。常见的基于模型的故障诊断方法有观测器法[2]、等价空间法[3]、故障树分析法[4]、因果图分析法[5]、卡尔曼滤波器法[6]等。在基于数据的故障诊断方法中，故障诊断系统可以直接获得的是由不同传感器得到的表征系统运行状态的测量数据，相对于基于模型的故障诊断方法，基于数据的故障诊断方法并不假设系统模型已知，而是从各种数据中获得系统的健康状态，从而做出故障诊断。常见的基于数据的故障诊断方法有 BP 神经网络法[7]、径向基神经网络法[8]、相关向量机法[9]、支持向量机法[10]等。

燃油调节系统是发动机系统中的关键系统，其工作状况直接影响发动机系统的工作状况。本文采用法国 Imagine 公司的 AMEsim 仿真平台建立航空发动机燃油调节系统仿真模型，在仿真模型上人为设置故障，得到某些部件的关键参数，用支持向量机进行训练，最后使用测试数据测试，确定故障诊断方法是否有效。本文为航空发动机故障诊断提供有价值的参考。

2　航空发动机燃油调节系统建模

2.1　AMEsim 仿真平台简介

由于 AMESim 以工程和实际应用为出发点，汽车、机电、航空航天工业研发部应用它最为合适。空客公司在设计开发 A380 的过程中就利用 AMESim 软件来仿真飞机的起落、人机闭环控制、燃油分析等问题，收到了良好的效果，提高了研发效率、降低了研发成本，其实波音等其它飞机公司也不同程度的使用过 AMESim 来完成一些仿真实验。AMESim 提供了一整套开发工具，从模型搭建、自建元件库、二次开发、仿真分析一系列的功能模块，这些模块组成了一个完整系统的开发环境。同时图形化的操作界面、庞大的元件库、智能化的求解器、强大的二次开发能力都为用户带来了很大的方便。元件库的元件都经过了专业人士和合作伙伴的严格测试，并在实际应用得到了进一步的调试和改进，保证每一个元件的正确性和精度。利用上面的功能模块和元件库，使用者可以快速地得到所需要的模型，在基础上可以方便地做仿真分析和优化设计、在环测试等，这样就能有效地缩短研发时间，减少开发成本还能让结果得到快速验证。

AMESim 软件有四个显著的优点[11]：

1）AMESim 强大的元件库使得用户可以不用搭建繁杂的数学模型而直接使用元件按原理图来搭建，这样就可以专心研究物理系统自身的设计和分析。

2）AMESim 与其它常用软件有良好的接口来实现联合仿真，比如发动机，我们可以在 AMESim 中搭建发动机的模型，包括执行器、传感器等，发动机的控制器算法可在 Simulink 中实现，利用两者的联合仿真就可以实现整个发动机系统的无缝仿真试验得到所要的结果，AMESim 和 Matlab、Admas、Labview 等软件都有接口。

3）现在的控制系统设计都要经过模型验证、功能验证、硬件在环等流程设计控制器，AMESim 可以在设计开发的早期建立起精确的 HIL 模型，工程师有更多的时间用于解决问题，优化设计，为后期的开发减少物理样机试验。

4）AMESim 建立的系统模型与系统工作原理图几乎一样很形象地描述系统的关系，而且对元件之间传递的数据个数没有限制，可以对更多参数进行研究。

2.2　航空发动机燃油调节系统建模过程

航空发动机燃油调节系统的主要元件有分油活门，回输衬筒，控制弹簧，回输杠杆，回输活门，回输活塞，节流器，调节活塞，转速传感器等，各主要部件用 AMEsim 软件建模，主要元件分类及建模方式如表 1 所示。

表 1　航空发动机燃油调节系统关键元件分类及建模方式表

序号	元件名称	类别	建模方式
1	分油活门	液压元件	AMEsim 液压元件构造库
2	回输衬筒	液压元件	AMEsim 液压元件构造库
3	控制弹簧	机械元件	AMEsim 机械元件库
4	回输杠杆	机械元件	AMEsim 机械元件库
5	回输活门	液压元件	AMEsim 液压元件构造库
6	回输活塞	液压元件	AMEsim 液压元件构造库
7	节流器	液压元件	AMEsim 液压元件构造库
8	调节活塞	液压元件	AMEsim 液压元件构造库
9	转速传感器	机械元件	AMEsim 信号库

在 AMEsim 中建立主要元件模型，合理分配

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

子模型、配置参数就可得到燃油调节系统模型,如图 1 所示。

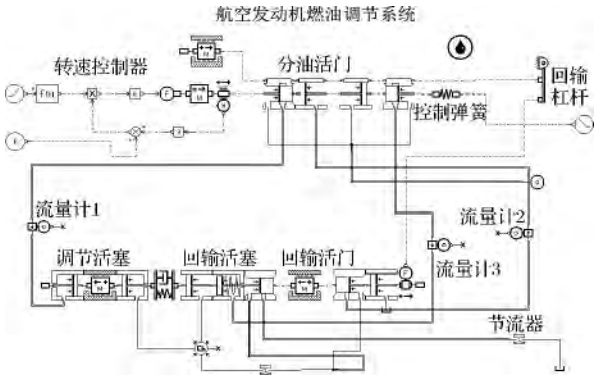


图 1　燃油调节系统模型图

2.3　航空发动机燃油调节系统故障模拟

在航空发动机燃油调节系统模型图上人为设置分油活门、调节活塞、回输活塞故障(通过改变参数来实现),观察流量计 1、2、3 的流量图。

无故障时:(故障码为 0)

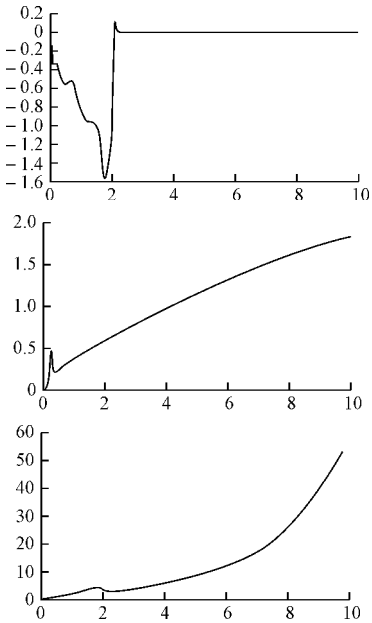
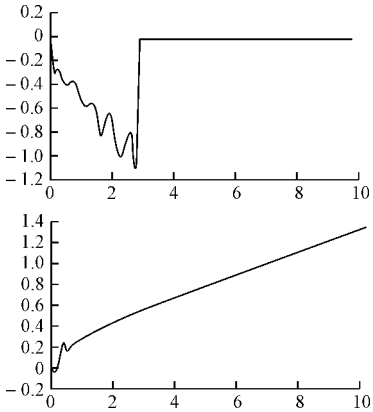


图 2　流量计 1,2,3 流量图

分油活门故障:(故障码为 1)



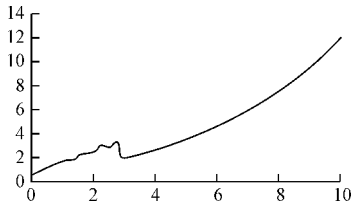


图 3　流量计 1,2,3 流量图

调节活塞故障:(故障码为 2)

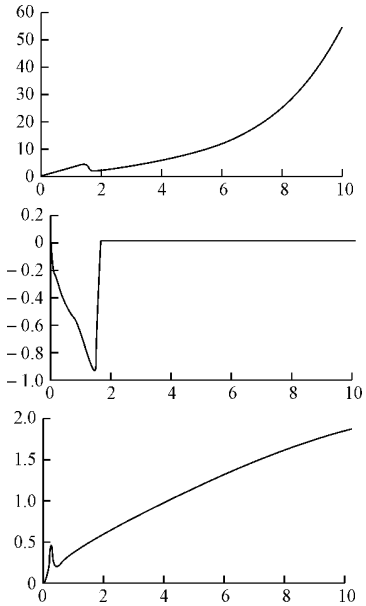


图 4　流量计 1,2,3 流量图

回输活塞故障:(故障码为 3)

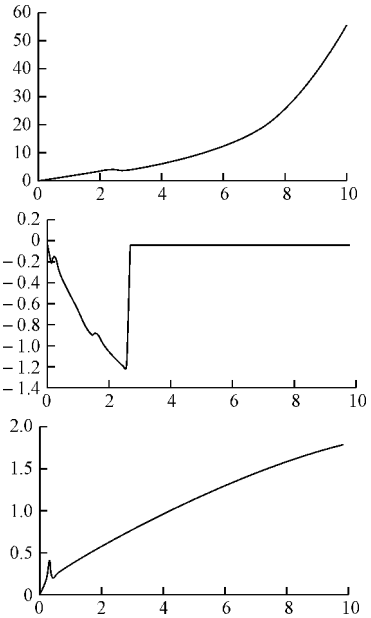


图 5　流量计 1,2,3 流量图

3　航空发动机燃油调节系统故障诊断

3.1　获取仿真数据

1) 建立 AMEsim 与 Matlab 的连接

(1)必须检查一下 Matlab 路径列表中是否包

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

含以下的路径，

%AME%\matlab\amesim

其中%AME%是 AMEsim 的安装路径。

(2)打开 Matlab 并且选择菜单项 File/Set Path…，在打开的对话框中可以点击按钮 Add Folder…，这样将会出现一个路径浏览器。

(3)将%AME%\matlab\amesim 路径移到其中。

(4)点击 OK 按钮。

(5)保存并关闭对话框。这样就可以将以上路径添加到 Matlab 的路径列表中。现在这个 amesim 子路径就被精确确定了。

(6)打开 Matlab 应用程序，并且输入以下命令：

help amesim

得到一个包括各种可用命令内容的表格。当然，也可以运行其中被描述的命令。

2) 得到仿真数据各项指标

建立 AMEsim 与 Matlab 的连接后，将 AMEsim 结果导入 Matlab 中，在 Matlab 上得到流量计 1、2、3 的流量图的各项指标(均方根值、波形指标值、脉冲指标值、裕度指标值、峭度指标值、峰值指标、平均值)，再对各项指标进行特征值提取，最后用支持向量机对测试数据进行故障诊断。

仿真的数据主要有两部分组成，一部分是用于支持向量机训练分类器的特征数据，另一部分是用于测试分类器是否能进行有效分类的测试数据。

表 2　流量计 1 数据表

故障码 \ 指标	均值	均方值根	波形指标	峰值指标	脉冲指标	裕度指标	峭度指标
0	−0.1673	0.4144	2.4420	0.2911	0.7110	4.1896	4.8349
1	−0.1712	0.3496	2.0423	0.0015	0.0031	0.0179	2.3422
2	−0.0844	0.2370	2.8082	0.0026	0.0073	0.0863	6.5870
3	−0.1899	0.4100	2.1596	0.0000	0.0001	0.0006	2.5597

表 3　流量计 2 数据表

故障码 \ 指标	均值	均方值根	波形指标	峰值指标	脉冲指标	裕度指标	峭度指标
0	1.1002	1.2065	1.0966	1.5160	1.6624	1.5109	0.0549
1	0.7836	0.8605	1.0967	1.5392	1.6881	2.1513	0.0611
2	1.1005	1.2064	1.0963	1.5161	1.6620	1.5102	0.0544
3	1.0992	1.2059	1.0970	1.5168	1.6639	1.5136	0.0549

表 4　流量计 3 数据表

故障码 \ 指标	均值	均方值根	波形指标	峰值指标	脉冲指标	裕度指标	峭度指标
0	14.5736	20.2510	1.3896	2.7341	3.7992	0.2607	0.8295
1	4.7189	5.6146	1.1898	2.1730	2.5855	0.5479	0.2253
2	14.5708	20.2509	1.3898	2.7345	3.8004	0.2608	0.8301
3	14.7184	20.5954	1.3993	2.7355	3.8278	0.2601	0.8453

表 5　PCA 提取特征数据后的训练样本表

故障码 \ 流量计	1		2		3	
0	6.5988	1.0586	0.3510	2.9293	25.2326	0.8726
1	1.7485	1.9736	1.1455	2.9297	7.5235	0.8463
2	4.6529	5.1661	0.3503	2.9287	25.2311	0.8704
3	1.8890	2.1584	0.3539	2.9311	25.6006	0.1952
贡献度(%)	63.1863	36.7915	99.9993	0.0006	99.9986	0.0013

表 6　测试数据表

故障码	传感器	均值	均值方根	波形指标	峰值指标	脉冲指标	裕度指标	峭度指标
1	1	−0.1736	0.3560	2.0789	0.0018	0.0039	0.0250	2.4000
3		−0.1900	0.3928	2.2222	0.0000	0.0001	0.0006	2.6101
1	2	0.7148	0.9300	1.0965	1.5200	1.6900	2.2802	0.0711
3		1.1000	1.2048	1.0969	1.5165	1.6637	1.5200	0.0546
1	3	6.0000	7.3836	1.2000	2.2680	2.7800	0.6710	0.2828
3		14.7900	20.3838	1.4608	2.7357	3.8338	0.2609	0.8787

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

从表2～表4可以看出,裕度指标和峭度指标变化是最敏感的,这与故障指标分析里指出的这两个指标的敏感性极强符合。虽然其他指标变化不明显,但在各个故障中数值均不同,这就说明本文涉及的故障特征指标是非常有效的,能够描述航空发动机燃油系统的异常状况。

从表5可以看出,提取的各个传感器指标的两个特征值的总贡献度在99%以上,满足要求,因此,提取后的特征数据能很好地表征测试数据的特征。

3.2 故障诊断

1) 支持向量机介绍

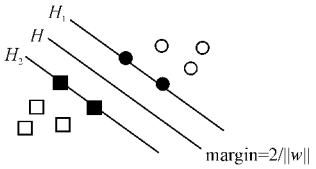


图6 最优分类面图

如上图,H能够最大化数据间隔,这个线性分类器就是最优分类面。

最优分类面

我们优先考虑用一个超平面把两列向量分到独立的两个分类中。d维空间中线性判别函数的一般形式可以表示为:$g(x)=\omega x+b$,则分类面方程可表示为

$$\omega x+b=0 \tag{1}$$

把两类线性向量可分样本集设为(x_i,y_i),$i=1,2,\cdots,n$,$x\in R^d$,$y\in(-1,+1)$。如果分类正确且两个距超平面最近的向量的距离最大,这样两列向量就被称为最优化分类。在式(1)中有一些冗余的部分,而没有损失共性的则可认为是一种规范的超平面。其中参数ω、b是式(2)的约束条件:

$$\min|\omega\cdot x_i+b|=1 \tag{2}$$

为使两列向量中的全部样本都能符合不等式$|g(x)|\geq 1$的要求,对分类面函数进行归一化处理。这样一来,分类超平面方程则可以满足:

$$y_i[(\omega\cdot x_i)+b]-1\geq 0,\ i=1,2,\cdots,n \tag{3}$$

如图6所示,平面上点到H的几何间隔为$\frac{1}{\|\omega\|}|g(x)|$,可以看出最大几何间隔的问题转化成了将$\|\omega\|$或$\|\omega^2\|$最小化的问题。一般来说,我们使用的方法不是固定$\|\omega\|$的大小而寻求最大几何问题,而是固定间隔为1,寻找最小的$\|\omega\|$,因此分类间隔为$\frac{2}{\|\omega\|}$。我们可以根据这两方面的限制条件找到最优分类面。因此,将应用一个拉格朗日函数:

$$L(\omega,b,a)=\frac{1}{2}\|\omega^2\|-\sum_{i=1}^{n}a_i[y_i(\omega\times x_i+b)-1] \tag{4}$$

其中,$a_i>0$,是个拉格朗日乘子,和第i个样本对应。根据沃福勒的对偶理论将式(4)分别对ω与b求偏导,并令其求导结果为0。这样就得到下面两个等式:

$$\sum_{i=1}^{n}y_ia_i=0,\ a_i>0,\ i=1,2,\cdots,n \tag{5}$$

$$Q(a)=\sum_{i=1}^{n}a_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}a_ia_jy_iy_j(x_i,x_j) \tag{6}$$

这样问题就变成了a_i^*最优解的问题。这是一个受式(3)约束的二次规划问题,可以存在唯一解。因此有:

$$\omega^*=\sum_{i=1}^{n}a_i^*y_ix_i \tag{7}$$

从上可以得出,最优分类面实际是一组样本向量的线性组合。其中绝大数的样本向量为零。

用以求解以上方程决定最终的最优超平面的决策函数是:

$$f(x)=\mathrm{sgn}\left\{\sum_{i=1}^{n}a_i^*y_i(x_i,x)+b^*\right\} \tag{8}$$

b^*作为分类面的阈值,通过式(3)来求解。因此,ω^*与b^*这两个最优解都可以顺利求取。

但在实际应用时,必存在不能完全线性可分的情况,无论怎么划分超平面都有错划分的部分。因此,把$\xi_i\geq 0$这个松弛变量的条件引进来。这样就把约束条件稍微宽泛地进行了处理,就可得到:

$$y_i[(\omega\cdot x_i)+b]-1+\xi_i\geq 0,\ i=1,2,\cdots,n \tag{9}$$

这里只是把$\sum_{i=1}^{n}\xi_i$当做一个量度,用来表示向量被超平面错误划分的程度。要达到的期望是$\sum_{i=1}^{n}\xi_i$尽可能小,并且$\|\omega^2\|$也尽可能小。为达到这个目的,可以引入一个惩罚参数C来综合判断两方面的关系。也就是将

$$\phi(\omega,\xi)=\frac{1}{2}\|\omega^2\|+C\left(\sum_{i=1}^{n}\xi_i\right) \tag{10}$$

这个函数求其极小化解的问题。其中C是一个可调参数。它表示对错误结果的惩罚程度。C值越小,惩罚程度越轻。这样"最大间隔"支持向量机就转变成在式(9)的基础约束条件下的最小化等式(10)。一般情况下,这种模型被称为"软间隔"的线性支持向量机。其作为一个二次规划问题,最优解即为下面的拉格朗日函数的鞍点:

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\phi(\omega,\xi)=\frac{1}{2}\|\omega\|^2+C\left(\sum_{i=1}^{n}\xi_i\right)-\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\{y_i(\omega\cdot x_i+b)+\xi_i-1\}-\left(\sum_{i=1}^{n}\beta_i\xi_i\right) \tag{11}$$

然后根据 Karush-Kuhn-Tucker(KKT)互补条件,使最优解满足:

$$\begin{cases}\dfrac{\partial\phi}{\partial\xi_i}=C-\alpha_i-\beta_i=0\\ \alpha_i\{y_i(\omega\cdot x_i+b)+\xi_i-1\}=-1,\forall i\\ \alpha_i,\beta_i,\xi_i>0,\forall i\\ \beta_i\cdot\xi_i=0,\forall i\end{cases} \tag{12}$$

然后就可以将构造最优超平面的问题转化为下面的对偶二次规划问题:

$$\begin{cases}Q(a)=\sum_{i=1}^{n}a_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}a_ia_jy_iy_j(x_i,x_j)\\ \sum_{i=1}^{n}a_iy_i=0,0\le a_i\le C,\ i=1,2,\cdots,n\end{cases} \tag{13}$$

可以看出,这些分类函数实质是一个训练样本向量和待输入向量之间的一个内积运算($x\cdot x_i$)。反观过来,只要知道两个向量之间的内积运算,就可以解决这里所要求的最优超平面问题。

但假如这个特征空间是并非完整线性可分的情况,还可以通过一些映射关系将这些不可分的向量向更高维数的空间映射过去,但是映射要避免映射空间发生维数灾难而更加变得复杂。这里的做法是要在映射空间中改变内积运算,这一做法的理论便是建立在统计学的基础上。我们称可以改变内积运算的条件为 Mercer 条件。它具体的内容为对于 $\varphi(x)=0$ 的函数,并且 $\int\varphi^2(x)dx<\infty$,有

$$\iint K(x,\dot{x})\varphi(x)\varphi(\dot{x})dxd\dot{x}>0 \tag{14}$$

这样一个对称的 $K(x,\dot{x})$ 就能作为任意一个特征空间中的内积运算。

通过这个方式,把一个线性不可分的空间,通过 $K(x,\dot{x})$ 映射到高维空间,从而得到一个线性可分的特征空间。同时 $K(x,\dot{x})$ 也代替了低维空间中的点积。这样优化函数以及最优平面的判断函数则可以改写为

$$Q(a)=\sum_{i=1}^{n}a_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}a_ia_jy_iy_jK(x_i,x_j) \tag{15}$$

$$f(x)=\mathrm{sgn}\left(\sum_{i=1}^{n}a_i^*y_iK(x_ix)+b^*\right) \tag{16}$$

2) 故障诊断

将支持向量机的类型 S 设置为 0(C-SVC),核函数类型设置为 2(RBF 函数),核函数中的 gamma 函数设置为 0.1,惩罚因子 C 设置为 1。数据来源于表 2～表 6。

运行支持向量机故障诊断程序,得到结果如下:

```
ans =
     1
     3
```

测试样本设置的故障就是故障 1 与故障 3,因此预测故障结果与实际结果相同,无误差,得到的结果令人比较满意。

4 结语

AMEsim 为航空发动机燃油调节系统故障诊断提供了一种有效的仿真、分析手段。通过建立 AMEsim 与 Matlab 的连接可以把 AMEsim 中的数据导入 Matlab 进行分析,提取特征值,再用支持向量机进行故障诊断。通过前文仿真验证,证明了该方法的有效性、可靠性、正确性。本文中特征参数选取以及数据处理方法可以推广的很多的研究领域。不过仍有未解决的问题,本文仅仅对单一故障进行分类与诊断,并没有考虑到故障的同时出现,这不能满足发动机燃油调节系统的全部故障情况,在今后需要进一步进行研究。

参 考 文 献

[1] O Benedettini, T S Baines, H W Lightfoot, et al. State-of-the-art in integrated vehicle health management[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers,2009,223(2):157-170.

[2] Patton R, Chen J. Observer-based Fault Detection and Isolation: Robustness and Applications[J]. Control Engineering Practice,1997,5(5):671-682.

[3] Frank P. On-line Fault Detection in Uncertain Nonlinear Systems Using Diagnostic Observer: A Survey[J]. International Journal of Systems Science,1994,25(12):2129-2154.

[4] Cheng S R, Lin B, Hsu B M, et al. Fault-tree Analysis for Liquefied Natural Gas Terminal Emergency Shutdown System[J]. Expert system with Applications,2009,36(9):11918-11924.

[5] Cheng H, Tikkala V M, Zakharov A, et al. Application of the Enhanced Dynamic Casual Digraph Method on a Three-layer Board Machine[J]. IEEE Transaction on Control Systems Technology,2011,19(3):644-655.

(下转第 1720 页)

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

运动视频序列中相邻帧对应宏块在运动上的趋势。实验结果表明,新算法对于运动矢量起始点的预测与同类的快速匹配算法相比更加精确,同时也能维持相似的重建图像质量。

参考文献

[1] 王佳利,姜珊,双凯. 基于时空预测向量相关性的运动估计算法[J]. 计算机工程与科学,2014,36(3):502-507.
WANG Jiali, JIANG Shan, SHUANG Kai. A Motion Estimation Algorithm Based on the Correlation of Spatial-temporal Prediction Vector[J]. Computer Engineering and Science,2014,36(3):502-507.

[2] 何湘竹,舒振宇,刘海华. 自适应六边形运动估计搜索算法[J]. 中南民族大学学报(自然科学版),2008,27(2):73-76.
HE Xiangzhu, SHU Zhenyu, LIU Haihua. Adaptive Hexagonal Motion Estimation Algorithm[J]. Journal of South-Central University for Nationalities(Nat. Sci. Edition),2008,27(2):73-76.

[3] 叶佐义. 基于 H. 264 的运动估计和 EPZS 算法的研究[J]. 计算机技术与发展,2010,20(12):107-110.
YE Zuoyi. Research Based on H. 264 Motion Estimation and EPZS Algorithm[J]. Computer Technology and Development,2010,20(12):107-110.

[4] 朱凯迪,陈一民,谭志鹏,等. H. 264 运动估计算法研究[J]. 计算机工程,2011,37(19):286-288.
ZHU Kaidi, CHEN Yimin, TAN Zhipeng, et al. Research on H. 264 Motion Estimation Algorithm[J]. Computer Engineering,2011,37(19):286-288.

[5] 刘龙,康小龙. 基于运动矢量预测性程度的快速运动估计算法[J]. 计算机工程,2012,38(22):19-23.
LIU Long, KANG Xiaolong. Fast Motion Estimation Algorithm Based on Motion Vector Prediction Degree[J]. Computer Engineering,2012,38(22):19-23.

[6] 毛小明,鲍可进. 一种基于 H. 264/AVC 的高性能快速运动估计算法[J]. 计算机应用研究,2012,29(4):1598-1600.
MAO Xiaoming, BAO Kejin. High-performance Fast Motion Estimation Algorithm for H. 264/AVC[J]. Application Research of Computer,2012,29(4):1598-1600.

[7] 曾接贤,郑大芳,符祥. 多层次十字菱形快速整像素搜索算法[J]. 计算机工程,2013,39(4):291-295.
ZENG Jiexian, ZHENG Dafang, FU Xiang. Fast Integer Pixel Search Algorithm of Multi-level Cross Diamond[J]. Computer Engineering,2013,39(4):291-295.

[8] 沈渝力,王维东,郭斌,等. 基于矢量相关性的自适应运动估计搜索算法[J]. 中国图象图形学报,2008,13(9):1689-1693.
SHEN Yuli, WANG Weidong, GUO Bin, et al. A New Adaptive Motion Estimation Algorithm Based on Correlation of Motion Vectors[J]. Journal of Image and Graphics,2008,13(9):1689-1693.

[9] LIN Zhaohua, ZOU Yanbiao. A Novel Fast Motion Estimation Algorithm Based on Starting Search Point Prediction[C]//Proc. of International Conference on Measuring Technology Mechatronics Automation Processing. Zhuhai,China,2009:746-749.

[10] CHEUNG Chunho, PO LaiMan. Novel Cross-diamond-hexagonal Search Algorithms for Fast Block Motion Estimation[J]. IEEE Transactions on Multimedia,2005,7(1):16-22.

[11] 张阿飞,沈海斌. 基于差分的块匹配运动估计算法[J]. 计算机工程与应用,2013,49(6):127-130.
ZHANG Afei, SHEN Haibin. Difference Based Search Algorithm for Fast Block-matching Motion Estimation[J]. Computer Engineering and Applications,2013,49(6):127-130.

(上接第1541页)

[6] Mehra R K, Peschon J. An Innovations Approach to Fault Detection and Diagnosis in Dynamic System[J]. Automatica,1971,7(5):637-640.

[7] Goely A K, Saxenax S, Bhanotz S. A fast learning alogrithm for training feed forword neural networks[J]. International Journal of Systems Science,2006,37(10):709-722.

[8] Narendra K S. Identification and control for dynamic system using neural network[J]. IEEE Trans on Neural Networks,1990,1(1):4-27.

[9] Tipping M E. Sparse bayesian learning and relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learing Research,2001,24(1):211-244.

[10] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32-41.
ZHANG Xuegong. Statistical learing theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica,2000,26(1):32-41.

[11] 付永领,祁晓野. AMEsim 系统建模和仿真[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2006.
FU Yongling, QI Xiaoye. Modeling and simulation of system based on AMEsim[M]. Beijing: Beihang University Press,2006.

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net