

液体火箭发动机故障 诊断中的特征提取*

刘 冰 张育林

(国防科技大学航天技术系, 长沙, 410073)

摘 要: 对液体火箭发动机故障的原始特征进行特征提取和选择, 以使所建立的故障标准模式由少数几个新特征给予有效的表达。比较了不同原始特征分布矩阵对特征提取结果有效性的影响, 并对采用新特征来代表各种故障的效果进行了检验, 结果同采用原始特征的效果很接近。

主题词: 液体推进剂火箭发动机, 发动机故障, 故障诊断, 特征提到⁺

分类号: V430

FEATURE EXTRACTED USED FOR LIQUID PROPELLANT ROCKET ENGINE FAULT DIAGNOSIS

Liu Bing Zhang Yulin

(Dept. of Aerospace Technology, National Univ. of Defence Technology, Changsha, 410073)

Abstract: The original feature of fault of liquid rocket engine is extracted, so that the normal pattern of malfunction can be expressed effectively by a few new features. The influence of different distributing matrix of original feature on the validity of extractive feature has been compared. The effect of using these new features to represent various fault has been examined. The result shows that both effects are in accordance with each other.

Subject terms: Liquid propellant rocket engine, Engine failure, Fault diagnosis, Feature extracted⁺

1 引 言

在实际发动机工作过程中, 如果发生了故障, 特别是渐变性故障, 性能参数就会按照相应的物理规律发生变化。仔细分析这些参数的变化, 可逐步确定故障发生的原因和部位, 即完成故障诊断。但大型液体火箭发动机试车时, 已经能进行几十、上百个参数的准确测量, 如果一一去进行全面分析, 其人力、时间、财力的花费都是很大的。另一方面, 不同的故障模式下, 同一个参数很可能具有相同或相近的变化趋势, 使得故障分析过程发生困难, 难以确切地判定发动机故障的原因和部位。本文利用了主分量分析法对发动机故障原始数据, 进行特征提取, 获得少数几个新特征。同使用原始特征相比较, 新的特征量很好的保留了原始特性所拥有的分类信息, 同样能较好地实现 16 种发动机主要故障的分离。同时比较了利用不同

* 收稿日期: 19970107, 修回日期: 19970304

的样本矩阵来实现特征压缩的效果。

2 特征提取方法

火箭发动机的不同故障对发动机工作影响的机制不一样,在由几十个性能参数组成的发动机特征空间里,故障特征矢量发展的方向也不一样。对故障原始特征进行特征提取,要求用大大少于原始特征数目的新特征来表达各种故障,并且使它们较好地保留原有的可分性。这可以通过适当的线性变换来实现。考虑简单的二维中两类情况,如图 1。 Z 方向是所有样本散布最大的方向,如果把它们向新的 Z 方向进行投影,在新的一维子空间里,仍然保持良好的可分性。这是一般 Fisher 法,对于我们所考虑的高维空间,此法显然是行不通的,为此将它扩展到由原始高维空间投影到新的 P 维子空间中 ($P>1$)。新的子空间是通过主分量分析建立起来的。主分量分析法是通过线性变换从原始特征得到一组个数相同,且互不相关的新特征,但这些新特征中的前面少数几个就能够包含原始特征的主要信息,从而实

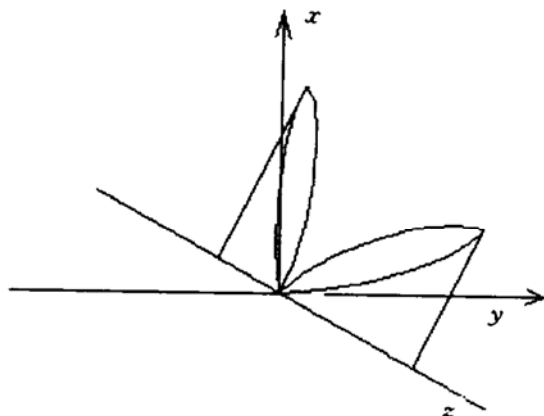


Fig. 1 Schematic diagram of projective subspace

现了既保留原始各特征主要信息,又减少特征个数的目的。在实际应用中,如采用大特征值对应的特征矢量组成变换矩阵,即是保留了原模式中信息最大的特征分量,可以突出样本间的差异性,从而可用于分类的目的。对于我们所考虑的基于故障分类的特征提取,虽然特征的变化对应不同的故障类型或不同的故障程度,即 $\bar{x}$ 不是随机矢量,但可依据主分量分析法的原理,来建立用于故障分类的特征提取方法。具体步骤如下:

(1) 求出总体样本的分布矩阵 S_x 。

(2) 用 QR 分解法求出 S_x 的全部特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 和对应的特征矢量 $u^1, u^2, \dots, u^n$, 且将各特征值按从大到小的顺序排列 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 而这些特征矢量构成变换矩阵:

$$U = (u^1, u^2, \dots, u^n)$$

则可以求出 n 个新特征 $y_1, y_2, \dots, y_n$, 满足: $Y = U^T X, S_y = X$, 且有:

a. 在 S_x 中, 主对角元之和 $s_{11} + s_{12} + \dots + s_{nn}$, 等于原有各特征方差之和;

b. 在 S_x 中, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 分别等于新特征 $y_1, y_2, \dots, y_n$ 的方差, 且 $\sum_{i=1}^n \lambda_i = \sum_{i=1}^n s_{ii}$;

c. 定义第 i 个主分量 y_i 的“分类信息贡献率”为 $\lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 。

前 m 个主分量 $y_1, y_2, \dots, y_m$ 的“累计分类信息贡献率”为 $\sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$, 且足够大 (如达到 90% 等), 即可只取前 m 个主分量作为新特征, 此时有:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ u_{m1} & u_{m2} & \cdots & u_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

其余的 $(n-m)$ 新特征舍去。分布矩阵 S_x 可以是反映样本分类信息的总体协方差矩阵, 样本类内距离矩阵, 样本类间距离矩阵。

3 主要故障模式样本核的确定

利用主分量分析法进行特征提取时, 由于模式样本总体的协方差矩阵或者模式类内分布矩阵、模式类间分布矩阵都是未知的, 必须通过样本来求得。为了使所建立的各种矩阵的极大似然估计 $\hat{S}=V$ 比较准确, 就要求有足够的样本数, 这一点是通过发动机的故障仿真来实现的。通过建立液氢液氧发动机系统的稳态故障仿真模型进行仿真计算得到了下列 16 类故障的数据: 氧 (和氢) 涡轮入口燃气泄漏, 氧 (和氢) 泵后泄漏, 氧 (和氢) 主文氏管后泄漏, 氧 (和氢) 主文氏管堵塞, 氧 (和氢) 副文氏管堵塞, 发生器温度异常, 氧主活门故障, 氧 (和氢) 涡轮效率下降, 氧 (和氢) 泵扬程下降。每种故障仿真了 45 个样本, 随机抽出其中 40 个作为建立故障模板的训练集, 剩下 5 个作为检测集使用。分别采用了模式总体协方差矩阵, 模式内分布矩阵, 模式间分布矩阵来求各类的模式模板 (因为它们从不同角度考虑保留类样本信息对分类的影响)。比较了不同分布矩阵采用相同新特征量数目 (14 个, 其结果已很接近采用原始特征的结果) 对类模板间可分性的影响 (相似性度量为矢量夹角)。结果见表 1。对具有相同特征数的模式总体协方差矩阵、模式内分布矩阵和模式间分布矩阵, 其累计分类信息贡献率分别为: 99.7%, 99.64% 和 99.97%。

从表 1 可以看出, 经过大幅度降维后, 新特征所处的低维空间很好地保留了高维原始特

Table 1 The effect of same new feature on classifying

Serial number of faulte	Distributive matrix in classes	Distributive matrix between classes	Covariance matrix of total	Space of original fature
1	30.50	31.14	30.86	31.00
2	25.99	26.73	26.40	26.82
3	37.96	38.39	38.47	38.49
4	46.33	46.49	46.44	46.44
5	43.56	44.53	43.94	44.41
6	38.40	38.67	38.43	44.41
7	46.33	46.49	46.44	46.44
8	38.40	38.67	38.43	44.59
9	25.99	26.73	26.40	26.82
10	34.69	35.55	35.19	35.57
11	92.58	93.52	92.75	92.55
12	70.07	71.13	70.16	70.15
13	26.87	27.10	27.00	27.01
14	37.01	37.78	37.54	37.80
15	26.87	27.10	27.00	27.01
16	37.01	37.78	37.54	37.80

征空间的分类信息, 在高维原始特征空间里可分性好的故障, 在低维压缩空间里的可分性亦很好; 反之亦然, 即原始特征空间里的类间可分性得到了较好的保留, 因此采用主分量分析方法进行故障模式特征提取的方法是很有效的。

对于不同的样本矩阵, 由于其考虑保留样本信息的角度不同, 效果也不一样, 随着新特征数目的增加, 累计分类信息贡献率增加, 即样本信息保留的亦越多, 低维空间里类间可分性增加。表 2 表示了不同数量特征对所建立类模板间可分性的影响 (考虑故障 16):

Table 2 Influence of different number of features on classifiable property between classes

Number of new features	Distributive matrix in classes	Distributive matrix between classes	Covariance matrix of total
12	22.69	29.70	25.83
13	33.90	32.77	26.34
14	37.01	37.78	37.54

4 故障分离结果及分析

在利用所确立的各类故障模板对检测集进行分类时, 为了保证分类的准确性, 降低错分率, 在设计分类器时加入以下准则:

- (1) 取测试集中能将各类故障分开的类内最大夹角为各类判定阈值 (结果见表 3);
- (2) 拒判准则为: 某测试样本与不同类故障模板的相似性度量在相应类故障的阈值内, 或者它们之间的差异小于给定的常数 C (本文所用分类器中 $C=10^0$)。

Table 3 The threshold of judge for different distributive matrix

Serial number of fault	Distributive matrix in class	Distributive matrix between class	Covariance matrix of total	Relative change of feature factor without reject
1	18.02	18.15	18.10	0.022
2	11.45	10.55	11.43	0.022
3	37.55	37.30	37.24	0.022
4	3.98	3.87	4.03	0.022
5	29.58	26.90	29.21	0.022
6	7.07	2.91	2.69	0.022
7	8.20	7.95	8.12	0.022
8	3.34	3.06	2.95	0.022
9	8.08	6.33	7.7	0.044
10	37.41	34.11	37.16	0.088
11	3.58	3.53	3.56	0.022
12	40.11	40.82	40.18	0.022
13	28.91	29.08	28.90	0.022
14	22.50	20.18	22.13	0.022
15	28.49	28.55	28.35	0.022
16	6.49	6.25	6.45	0.022

(下转第 9 页)

Comput. Physics, 1991, 93: 388~410

- 6 刘卫东, 吴晋湘, 王振国等. 大流量同轴式喷注器雾化过程及喷两相流数值模拟. 推进技术, 1995, 16(5)
- 7 庄逢辰著. 液体火箭发动机喷雾燃烧理论、模型及应用. 长沙: 国防科大出版社, 1995
- 8 Jones W P, Launder B E. The calculation of low-reynolds-number phenomena with two-equation model of turbulence. Inter. J. Heat and Mass Transfer, 1973, 16
- 9 Prime R J. Round robin calculation of wave characteristic in a fixed geometry-operating condition liquid rocket using given simplified combustion equations. JANNAF Workshop on Numerical Method in combustion Instability, Orlando, 1990

(上接第 4 页)

虽然表 4 中许多故障类的阈值夹角与它们模板间夹角相近, 但此种故障样本并不恰好在它们的模板之间。而且, 实际上第一个故障类在所产生的低维子空间中分布为不规则圆锥形域。以上准则下, 检测集能实现所有样本的正确分类。利用每类故障剩下的 5 个样本对进行分类器测试, 剩下的各故障样本均在分类器无拒判范围内, 分类结果完全正确, 详细结果略。

5 结 论

在很好的保留原始特征空间信息的基础上, 通过实现对高维故障原始数据的特征提取, 大大简化不同故障模式的表达。而在此基础建立起来的故障分类器, 亦能很好地实现各种故障的分类。同时简化了的故障模式模板为进行基于知识推理的发动机故障诊断提供了有效的知识表达方式, 使推理过程易于实现。

参 考 文 献

- 1 李金宗编著. 模式识别导论. 北京: 高等教育出版社, 1994
- 2 [芬兰] 奥亚 E 著, 蔡国廉, 扬文瑜译. 子空间法模式识别. 北京: 科学出版社
- 3 [美] 陈季镐著, 印焕章, 邱华译, 姜崇熙校译. 统计模式识别. 北京: 北京邮电学院出版社
- 4 吴 翊, 李永乐, 胡庆军. 应用数理统计. 长沙: 国防科技大学出版社
- 5 张圣华编著. C 语言数值算法. 北京: 海洋出版社