

# Application of Case-Based Reasoning Technology to One Given Aero-Engine Fault Diagnosis

Yun Zhang<sup>1</sup>, Qingbo Qu<sup>2</sup>, Shuai Huang<sup>3</sup>, Yingfu Chen<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Department of Airborne Vehicle Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong

<sup>2</sup>Unit 91911 of PLA, Sanya Hainan

<sup>3</sup>Naval Aviation Military Department in Chang Zhou Area, Changzhou Jiangsu

<sup>4</sup>Unit 77120 of PLA, Chendu Sichuan

Email: Hjhy\_zy@126.com

Received: Jun. 7<sup>th</sup>, 2016; accepted: Jun. 25<sup>th</sup>, 2016; published: Jun. 29<sup>th</sup>, 2016

Copyright © 2016 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

---

## Abstract

As the using of one given aero-engine for several years, a lot of fault cases are obtained, and the rich experiences of diagnosis are got by the experts, which could be expressed by fault case. The paper researches the application of case-based reasoning (CBR) technology to aero-engine intelligent fault diagnosis. The crucial technologies such as engine fault representation, organization, retrieval and study are discussed. The result of application shows that the fault diagnosis based on CBR is efficient and has good performance of fault diagnosis.

## Keywords

Aero-Engine, Fault Diagnosis, Case-Based Reasoning

---

## 案例推理技术在某型航空发动机故障诊断中的应用

张 贇<sup>1</sup>, 曲清波<sup>2</sup>, 黄 帅<sup>3</sup>, 陈应付<sup>4</sup>

<sup>1</sup>海军航空工程学院飞行器工程系, 山东, 烟台

<sup>2</sup>中国人民解放军91911部队, 海南, 三亚

<sup>3</sup>海军驻常州地区航空军事代表室, 江苏, 常州

<sup>4</sup>中国人民解放军77120部队, 四川, 成都

Email: Hjhzy\_zy@126.com

收稿日期: 2016年6月7日; 录用日期: 2016年6月25日; 发布日期: 2016年6月29日

## 摘要

某型航空发动机使用多年来, 积累了大量的故障诊断案例, 并且发动机维修专家也积累了丰富的排故经验, 这些经验较容易表示成案例的形式。本文利用案例推理技术对某型航空发动机智能故障诊断进行研究, 讨论了发动机故障案例表示与组织、故障案例检索及学习等关键技术, 并用发动机故障实例进行了应用验证, 结果表明: 该诊断方法是合理有效的, 具有良好的故障诊断性能。

## 关键词

航空发动机, 故障诊断, 案例推理

## 1. 引言

某型航空发动机是飞机的动力装置, 随着使用时间的增加, 发动机及其附件的各种故障逐渐暴露出来。目前在发动机维修排故过程中, 由于故障诊断的技术力量缺乏和设备资源落后, 一些疑难故障特别是发动机性能故障给维修人员造成了很大的困难, 往往无法得到解决, 许多部件过早地被更换, 浪费了大量的维修资源, 延长了故障排除时间。

随着人工智能技术的迅速发展, 以知识处理为核心的智能诊断技术, 例如规则推理[1] [2]、神经网络[3] [4]、案例推理等已成为设备故障诊断技术的主要发展方向。在基于案例推理[5] (Case-Based Reasoning, 简称 CBR) 的诊断方法中, 诊断知识是以案例形式表示。当出现新故障时, 通过检索案例库查找与当前故障相似的案例, 并对其处理措施作适当调整, 使之适应于处理新故障。在一些诊断领域中, 由于诊断对象结构复杂, 难以用规则或模型来获得和表示领域知识, 但却拥有大量案例来记载故障发生的环境和解决故障的经验。在这些领域中, 案例比规则、模型更容易获取, 因此 CBR 方法能够有效的解决领域知识获取难的问题。CBR 在汽车、旋转机械等复杂系统的故障诊断中已得到了良好的应用[6] [7], 而且诊断结果是具体的案例, 比较生动丰富, 相比于神经网络抽象的推理, 用户更容易理解接受。

在对某型发动机的维修排故过程中, 故障常以案例的方式来处理, 某型发动机使用多年来, 积累了大量的故障诊断案例, 并且外场和修理厂的维修专家也积累了丰富的排故经验, 这些经验较容易表示成案例的形式。因此, 本文采用基于案例推理的航空发动机智能故障诊断方法, 规范外场发动机故障案例的量化记录, 吸收外场和修理厂的专家丰富的排故经验知识, 提高发动机故障诊断的准确性。

## 2. 基于案例推理的某型发动机故障诊断方法

### 2.1. 案例推理的理论简介

CBR 的工作原理, 就是模仿人类的认知心理过程——利用已有的经验和知识来解决新问题。整个推理过程可以分为三个阶段: 检索、重用、学习[8] [9]。

### 1) 案例表示与组织

CBR 在很大程度上依赖于案例的表示与组织。案例的组织是为案例检索服务的，它的好坏直接影响着案例检索的效率。因此，案例库应该根据其案例表示的特点，以有利于提高检索效率和准确率的方式进行表示与组织。

### 2) 案例检索

案例检索过程一般分为二个步骤进行，即案例索引与案例匹配。首先，根据当前问题的特征，按照案例组织的索引机制，从案例库中快速缩小案例匹配的范围。然后，在通过索引初步筛选出的案例集中，根据一定的相似度计算方法进行匹配以找出与当前问题最相似的一个或几个案例。常用的案例相似度计算方法主要有 Tversky 匹配法、带权重近邻匹配法等[9]。

### 3) 案例重用

根据当前问题的特征属性、问题背景等，从检索出来的案例(集)中获取若干求解方案，判别是否符合当前问题的求解要求，若符合，则重用这些案例提供的求解方案。

### 4) 案例学习

重用的案例如果能解决当前问题，则输出求解方案，并转入案例的学习。每获得一个新问题的解，都可以将其作为一个新案例存入案例库，从而扩充案例知识，解决知识获取的瓶颈。

## 2.2. 发动机故障案例的表示与组织

案例是内容和结构的统一体，案例的内容是对研究领域某个具体问题以及问题相关的环境、状态特征、问题求解方案以及问题求解的反馈信息，是具体化、特殊化的知识，能够导致特定结果的一组特征、属性的集合。案例的结构则是对案例内容的组织和表达方式。在不同应用领域中，案例的结构和表现形式可能有所差异，但所有的案例都能够导出一组特定结果的特征和属性集合。

发动机故障具有三个基本属性：故障现象、故障征兆、故障原因。故障现象是故障外在的表现形式；故障征兆是故障发生时所表现的异常症状。故障原因则是指引起故障现象、故障征兆的系统特征属性。本文通过对大量的某型发动机故障案例进行分析，并结合案例推理诊断过程的需要，归纳总结出一个合理的故障案例规范化描述框架，将发动机的故障案例定义成一个五元式  $C = \langle I, F, M, K, S \rangle$ ，式中：

I 是故障名，是案例的唯一标识符；

F 是故障种类；

M 是故障 F 发生时系统所表现的征兆集合；

K 是引起故障现象及征兆的系统原因；

S 是关于故障解决方案的描述。

故障征兆在案例的检索过程中，作为匹配的目标与依据，是案例间进行相似度比较的基础。由于故障征兆的类型各异形式各不相同，故需要对故障征兆进行参数化处理，把征兆的属性以数值的形式量化表现出来，这样才能将不同的征兆都化为可以比较的数据，从而方便进行案例检索的工作。考虑到某型发动机故障征兆的各种类型的特点，本文将其征兆分为三种：数值型、逻辑型、描述型。下面介绍这三类征兆的参数化方法：

#### 1) 数值型

所谓数值型征兆，是指其取值是以一定范围内的连续实数来表示的征兆。对于此类征兆，就直接用它的实际测量值为征兆取值。

在本文所设计的诊断方法中，发动机的排气温度、转速、压气机出口压力等都是属于数值型征兆。

#### 2) 描述型

所谓描述型征兆,是指那些没办法用传感器等仪器定量记录下来,而需要靠维护人员主观感受或判断辨别的征兆。其取值可采用分值法来表示,例如,将发动机喘振严重程度划分为3级,那么相应征兆的取值集合可表示为{1, 2, 3},如表1的定义:

### 3) 逻辑型

逻辑型征兆只有正常或者不正常这两种取值的状态,它的参数化方法比较简单,可以定义为:

$$C(A) = \begin{cases} 1 & \text{当} A \in \text{正常} \\ 0 & \text{当} A \notin \text{正常} \end{cases}$$

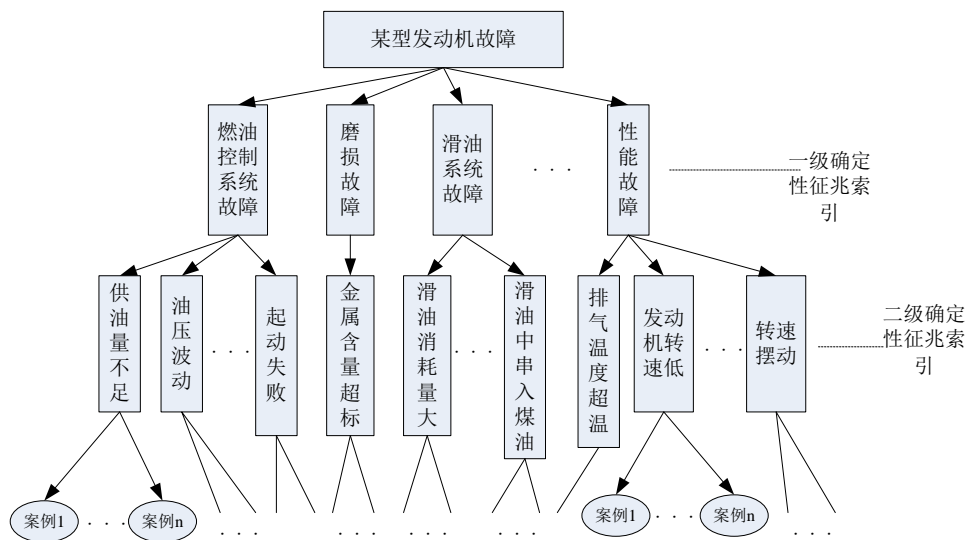
在本文中,起动开关信号、超温灯、防喘告警信号等开关量和报警量等都属于逻辑型征兆。

考虑到发动机故障发生的不同部位、征兆、原因以及整个故障诊断所具有的复杂性,若只是笼统地去构建出一个统一标准的故障案例组织形式,那就无法对故障诊断所具有的知识经验进行完整地刻画,不能满足故障诊断推理中对于领域知识的需求。而且如果构建一个高容量的大型故障案例库,那么在其中进行案例的索引和匹配就势必会影响故障诊断的效率。基于以上的原因,我们选择按故障分类的思想来构造故障案例库。

经过深入研究某型发动机故障和维修日志,考查了故障案例的整体结构、分布上的表征和规律以及对案例推理过程的影响,我们从大量的故障案例中归纳抽取故障的故障征兆,并根据这些故障征兆和现象将整个故障案例库按照故障类型分类,确定每一类故障案例的故障征兆、征兆权重以及案例的组织结构。在此思想的基础上,我们将案例库分为多个以故障类型分类的案例集。然后,根据故障案例中的关键的故障征兆与现象,将整个故障案例库组织成为一个多级的层次结构,建立分层索引机制,见图1。

**Table 1. Parameterization of engine surge**  
**表 1. 发动机喘振的参数化**

喘振等级	分值
无喘振现象	1
有轻微的喘振	2
有明显的喘振	3



**Figure 1. Layering organization of cases**  
**图 1. 案例分层组织示意图**

### 2.3. 发动机故障案例的检索

案例检索的最终目的就是通过将待诊断的目标故障案例与案例库中所储存的旧的故障案例进行相似度比较,从而找到与其最相似的案例。第一步:类选。当故障发生时,首先根据系统自动检测到或人工输入的确定性征兆,按照图 1 建立的案例库的层次结构进行索引,初步检索出当前故障所属的故障案例种类。第二步:精选。在检索出来的故障案例类中,采用基于带权重的 k-近邻法来计算当前故障与各个案例的相似度。将案例的相似度排序,提供与当前故障最相似的一个或几个案例,为下一步案例重用做准备。

带权重的 k-近邻法为[9]:

$$sim(n,k) = \frac{\sum_{r=1}^k w_r V_{nk}^r}{\sum_{r=1}^k w_r} \quad (1)$$

其中  $sim(n,k)$  表示案例  $n$  和案例  $k$  的相似度,  $w_r$  表示第  $r$  个征兆在整个案例中的权重,  $V_{nk}^r$  表示案例  $n$  和案例  $k$  在第  $r$  个征兆上的相似度,  $k$  表示案例征兆数。

将  $V_{nk}^r$  按下面公式计算

$$V_{nk}^r = |a_n(r) - a_k(r)| \quad (2)$$

其中,  $a_n(r)$  和  $a_k(r)$  分别为案例  $n$  和案例  $k$  的第  $r$  个属性值。

### 2.4. 发动机故障案例的重用及学习

在本文中,由于在案例的匹配时,相似度计算采用 k-近邻的计算方法,故候选案例与目标案例的相似度越大,匹配度越高。因此重用相似度最大的那个故障案例作为最终的参考案例来指导发动机故障诊断。本文采用增量式的学习方法,即通过对新案例的添加来不断的积累经验和知识。将学习的阈值设定为 0.9,当匹配得到的最佳案例与目标案例的相似度大于等于 0.9 时,表明目标案例与最佳匹配案例的相似度非常高,这样就不需要再将目标案例存储到案例库中;当匹配所得的最佳案例与目标案例的相似度小于 0.9 时,说明当前故障与最佳匹配案例还是存在一定的差别,特别是在故障征兆的表现上。因此,系统将当前故障按案例表示的方法,在其所属的故障种类中生成一个新的故障案例,添加到案例库中储存起来,作为以后进行故障诊断的新依据。

## 3. 应用实例

故障现象: X 号发动机地面开车最大状态转速 = 94.5%, 排气温度为 620℃, 油门与凸轮箱销孔位置正确, 燃调连杆接头灵活, 弹簧压缩量及慢车间隙合格。

故障诊断过程如下:

#### 1) 案例索引

由该故障的故障信息,从索引树的根节点开始搜索,在一级确定性征兆索引中找到“性能故障”索引节点,并在其二级确定性征兆索引中找到“转速低”索引节点,得到该节点下当前故障所属故障案例种类的所有非确定性征兆、征兆权重和候选案例集。

该故障案例种类所包含的不确定性征兆及征兆权重如表 2 所示。

候选案例集中只有三个案例,为简单起见下面只列出其不确定性征兆及故障原因,如表 3 所示。

为了便于进行案例匹配中相似度的计算,我们将此候选案例集中各案例的数值型征兆进行差值归一

化,即以候选案例集中此类数值型征兆的最小值为基准,将每个数值型数据减去这个最小值,得到各数据与最小值的差值,再将差值求和,分别用各案例的差值除以所求之和,所求得这个在 0 到 1 之间的新数值即为差值归一化的结果,可以代表原数据进行相似度的计算。将目标案例和候选案例集中的数值型征兆进行归一化的结果见表 4。

## 2) 案例检索

采用 2.3 节描述的带权重 k-近邻法计算得候选案例集中各案例与待诊断案例匹配的相似度见表 5。

**Table 2. Uncertain signs and their weights**  
**表 2. 不确定性征兆及其权重**

征兆名称	排气温度(°C)	转速(%)	油门与凸轮箱销孔位置是否正确	燃调连杆接头是否灵活	弹簧压缩量及慢车间隙是否合格
征兆权重	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
待诊断故障征兆	620	94.5	1	1	1

**Table 3. Information of candidate case**  
**表 3. 候选案例信息**

案例号	排气温度(°C)	转速(%)	油门与凸轮箱销孔位置是否正确	燃调连杆接头是否灵活	弹簧压缩量及慢车间隙是否合格	故障原因
1	615	94.7	0	0	1	操纵系统调整不当
2	618	94.6	1	1	1	燃油流量调节器内部故障
3	550	88	1	1	1	转速控制器内部故障

**Table 4. Normalized information of case**  
**表 4. 归一化后的案例信息**

案例号	排气温度(°C)	转速(%)	油门与凸轮箱销孔位置是否正确	燃调连杆接头是否灵活	弹簧压缩量及慢车间隙是否合格	故障原因
1	0.320	0.338	0	0	1	操纵系统调整不当
2	0.335	0.333	1	1	1	燃油流量调节器内部故障
3	0	0	1	1	1	转速控制器内部故障
待诊断案例	0.345	0.328	1	1	1	待诊断

**Table 5. Similarity of candidate case**  
**表 5. 候选案例相似度表**

案例号	相似度
1	0.553
2	0.995
3	0.788

### 3) 案例的重用

从表 5 可以看出案例号为 2 的案例与待诊断故障相似度最大, 所以选择该案例进行排故指导。案例 2 的故障现象、故障原因和排故措施等详细信息如下:

故障现象: 2010 年 3 月 X 号发动机最大状态转速为 94.6%, 排气温度为 618℃, 油门与凸轮箱销孔位置正确, 燃调连杆接头灵活, 弹簧压缩量及慢车间隙合格。

故障原因: 燃油流量调节器内部故障。

排故措施: 更换燃油流量调节器。

按照该案例所提供的排故方法对目标案例进行故障排除, 排故过程中发现燃油流量调节器性能衰减, 故更换燃油流量调节器, 并重新调整燃油流量调节器弹簧拉杆及慢车间隙后, 地面开车, 最大状态转速 = 96.4%, 调整螺钉外拧 1/2 圈后转速为 97.3%, 排气温度及其他参数均合格, 故障排除。

### 4) 案例的学习

案例 2 与目标案例的相似度为 0.995, 大于设定的学习阈值 0.9, 故可以认为这两个案例十分相似, 不需要再进行案例的学习。

## 4. 结论

本文对案例推理技术在某型航空发动机故障诊断的应用开展研究, 针对发动机故障案例的具体特点和表现形式, 研究了发动机故障案例表示、故障案例组织、故障案例检索及学习等关键技术。最后采用某型航空发动机故障实例进行了应用验证, 结果表明该诊断方法具有良好的故障诊断性能, 能够有效的指导维修人员进行排故。

## 基金项目

本文得到国家自然科学基金资助(编号: 51505492), 山东省自然科学基金资助(编号: ZR2013EEQ001), 泰山学者建设工程专项经费资助。

## 参考文献 (References)

- [1] 陈果, 左洪福. 基于知识规则的发动机磨损故障诊断专家系统[J]. 航空动力学报, 2004, 19(1): 23-29.
- [2] 姚欣彤, 刘长良. 基于模糊规则的电厂风机故障诊断研究[J]. 中国机械, 2014(13): 123-123.
- [3] 马继昌, 司景萍, 牛嘉骅, 等. 基于自适应模糊神经网络的发动机故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2015, 35(2): 165-169.
- [4] 李胜, 张培林, 李兵等. 量子 BP 神经网络在发动机故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2014, 25(16): 2159-2163.
- [5] Shin, K. and Han, I.A. (2001) Case-Based Approach Using Inductive Indexing for Corporate Bond Rating. *Decision Support Systems*, **32**, 41-52
- [6] 董华冰. 汽车维修故障诊断中案例推理的运用[J]. 中国机械, 2014(18): 122-123.
- [7] 王浩, 高金吉, 江志农, 等. 基于案例推理的旋转机械故障诊断系统研究[J]. 科学技术与工程, 2012, 20(29): 7585-7591.
- [8] Aamodt, A. and Plaza, E. (1997) Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. *AI Communications*, **7**, 39-52.
- [9] Mechitov, A.I. and Moshkovich, H.M. (1998) Knowledge Acquisition Tool for Case-Based Reasoning System. *Expert System with Application*, **8**, 201-212.

**再次投稿您将享受以下服务：**

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>