

doi: 10.7690/bgzdh.2015.03.004

基于 CBR 的航空导弹故障智能诊断模型

李保刚

(海军航空工程学院兵器科学与技术系, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对航空导弹故障现象多, 故障原因复杂, 传统故障诊断方法难以准确进行故障定位的不足, 构建一种基于案例推理的航空导弹智能故障诊断模型。结合维修实践中积累的故障案例, 运用层次分类法与改进的聚类分析法, 设计三级案例库组织结构, 提出分阶段的 K-近邻检索策略, 将粗糙集理论应用于解决故障案例的征兆权重分配问题, 并开发基于 Web 浏览形式的航空导弹智能故障诊断模块。该故障诊断模型具有较高的检索准确率, 智能化程度高, 使用便捷, 能有效辅助技术人员进行航空导弹的故障定位和维修排故工作。

关键词: 案例推理; 智能故障诊断; 聚类分析; K-近邻; 粗糙集; 航空导弹

中图分类号: TJ760.7 **文献标志码:** A

Design of Aviation Missile Fault Intelligent Diagnosis Model Based on CBR

Li Baogang

(Department of Ordnance Science & Technology, Naval Aviation Engineering College, Yantai 264001, China)

Abstract: In accordance with the defect that aviation missile has many faults, and the fault reason is complicated, and the traditional fault diagnosis method is difficult to find out fault accurately, the fault diagnosis model is established. The thesis combines organically classification with improved cluster analysis, designing three-level-structure for cases and classifying accurately fault cases to reduce greatly the scope of cases search. The phase-divided K-nearest neighbor (K-NN) strategy is advanced to eliminate the inefficiency of cases search for using directly K-nearest neighbor in many cases. In order to overcome subjectivity of expert evaluation, rough sets theory is used to resolve the omen weight distribution of fault cases so that the weight has objectivity, and it can ensure the precise of cases search. The integrated fault diagnosis system based on Web is developed by the above-mentioned model. The actual use indicates that the model has higher retrieval precision, high intelligent degree, easy to use, it can effectively help the maintainer positioning and removing fault.

Keywords: case-based reasoning; intelligent fault diagnosis; cluster analysis; K-NN; rough sets; aviation missile

0 引言

现代航空导弹是一类集计算机、自动控制、微电子、精密机械等先进技术于一体的机电综合体, 其结构组成复杂, 各部件之间耦合紧密, 电气信号相互互联, 导致故障现象的表现多样化、故障原因的形成复杂化, 故障现象与故障原因之间构成多对多的映射关系, 从而使规则难以提炼, 精确数学模型的创建十分困难^[1]; 因此, 传统的基于规则推理 (rule-based reasoning, RBR) 的故障诊断方法已不能很好地适应此类装备故障诊断的实际需要; 而在部队的维修实践中, 由于积累了大量的航空导弹维修排故案例, 从而使基于案例推理的故障诊断方法应用到航空导弹的维修保障中成为了可能。

案例推理 (case-based reasoning, CBR) 属于机器学习领域的类比学习范畴, 是近些年来快速发展起来的一项人工智能技术, 它是通过访问案例库中

过去类似问题 (源案例) 的求解过程而获得当前问题 (目标案例) 解的一种方法^[2]。与传统的规则推理相比, CBR 克服了 RBR 存在的知识获取瓶颈、系统性能脆弱、维护困难、开发周期长等不足, 具有知识模型无需显式表达、推理速度快、系统易于维护、实现难度低等特点, 特别适用在那些经验丰富, 但领域知识不完全, 难以建立成熟理论模型的复杂系统或领域, 在医学、教育、法律、农业、装备制造、故障诊断、图像处理等领域得到了较为广泛的应用; 因此, 笔者构建一种基于 CBR 的航空导弹智能故障诊断模型。

1 CBR 的推理过程

CBR 的推理过程主要分为 4 个阶段^[3]: 检索 (retrieval)、重用 (reuse)、修正 (revise)、保存 (retain); 因此, CBR 的推理过程又被称为 4R 过程, 如图 1 所示。

收稿日期: 2014-09-19; 修回日期: 2014-11-03

作者简介: 李保刚 (1978—), 男, 河北人, 硕士, 讲师, 从事航空兵器工程、航空测控技术、装备综合保障研究。

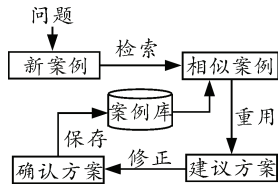


图 1 CBR 的 4R 过程

2 基于 CBR 的智能故障诊断模型设计

2.1 基于框架的故障案例表示

航空导弹通常由导引头、飞控舱、引信、战斗部、发动机和弹上电源等多个部分组成，在结构上具有模块化的特点。与之相对应，在功能上可分为导引系统、控制系统、引信战斗部系统、动力系统和能源系统等部分，每个系统又可细分为若干个子系统或部件，可见，导弹结构具有明显的层次性，从而导致其故障也具有明显的层次性特点。因为框架表示方法非常适合表达具有层次性的知识，能将诊断对象的功能、组成、行为描述等信息有机地结合于框架之中；基于此，文中的故障案例采用基于框架的表示方法。结合部队导弹维修维护实际，以某型航空导弹故障为例，基于框架的案例表示如图 2 所示。

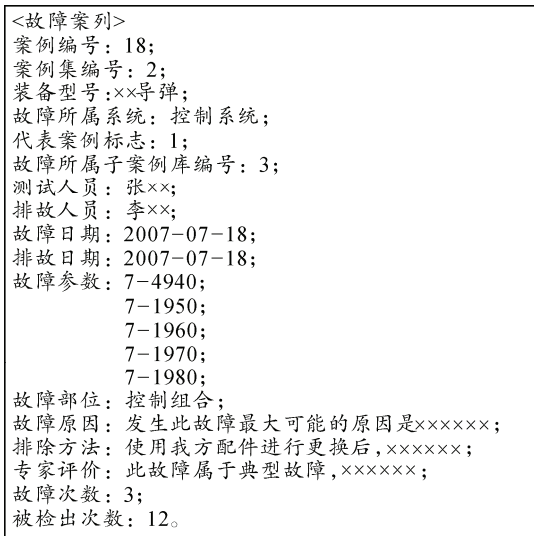


图 2 故障案例的框架表示

2.2 基于层次分类与聚类分析的故障案例组织

如前所述，航空导弹在结构和功能上具有明显的层次性，其故障也具有此特点。在具体的案例组织设计上，按照层次组织法，将原始故障案例划分为三级组织结构，即系统级案例库、代表案例库和子案例库。系统级案例库是指某一系统下的案例库；代表案例库是具有典型性的案例，当系统进行案例检索时，它代表某一类案例参与检索，代表案例库

属于抽象层；子案例库是某个代表案例所对应的具体案例库，它其中的案例按某种标准(案例间的相似性)属于同一个类别，子案例库属于具体层。当进行案例检索时，通过人机交互界面，在系统案例库中定位故障所在的子系统，再在代表案例库找到最相似的代表案例，最后在具体案例库中进一步的检索，就可以找到与当前问题最为接近的案例，如图 3 所示。这种三级组织结构的优点在于有效避免了对故障案例库中所有案例都进行比较，大大减少了案例的检索范围，提高了检索效率。

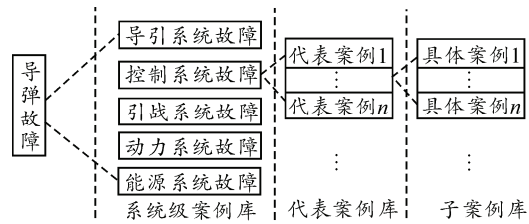


图 3 故障案例的组织结构

1) 子案例库构建。

子案例库构造的基本思想是对原始的故障案例进行分类，将类似的故障案例归为一类并存入一个子案例库。在构造过程中应遵循以下原则^[4]：① 子案例库中的故障案例相似度要尽可能地大；② 子案例库间的相似度要尽可能地小。笔者采用聚类分析的方法对原始故障案例进行分类。

聚类分析是通过将对象集合分组成为由相似的对象组成若干个类的分析过程。聚类的准则是所有类别的相似度都小于给定阈值 α ($0 < \alpha < 1$)，阈值 α 可由人工设定。综合考虑各种因素， α 一般可在 0.6~0.7 范围内取值。下面给出故障案例最大相似度聚类算法。

定义故障案例类 G_a 、 G_b 之间的相似度是 2 类案例中最相似的 2 个案例的相似度，即

$$S_{(j,k)} = \max_{c_j \in G_a, c_k \in G_b} \text{sim}(c_j, c_k) \quad (1)$$

其中， $\text{sim}(c_j, c_k)$ 是故障案例 c_j 与 c_k 之间的相似度，相似度计算公式如下：

$$\text{sim}(c_j, c_k) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot \text{sim}(c_{ji}, c_{ki})}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2)$$

其中： w_i 表示案例第 i 个特征属性的权重； $\text{sim}(c_{ji}, c_{ki})$ 为案例 c_j 与 c_k 的第 i 个特征属性之间的相似度。

设类 G_a 、 G_b 合并成一个新类，记为 G_q ，则任一类 G_p 与 G_q 的相似度为

$$S_{(p,q)} = \max_{c_j \in G_p, c_k \in G_q} \text{sim}(c_j, c_k) = \max \left\{ \max_{c_j \in G_p, c_k \in G_a} \text{sim}(c_j, c_k), \max_{c_j \in G_p, c_k \in G_b} \text{sim}(c_j, c_k) \right\} = \max \{ S_{(p,a)}, S_{(p,b)} \} \quad (3)$$

第1步：定义故障案例间的相似度，并计算案例两两之间的相似度，得一个相似度矩阵为 S_0 。开始时每个故障案例自成一类，显然此时 $S_{(j,k)} = \text{sim}(c_j, c_k)$ 。

第2步：找出 S_0 的非对角线最大元素，设为 $S_{(a,b)}$ ，则将类 G_a 、 G_b 合并成一个新类，记为 G_q ，即 $G_q = \{G_a, G_b\}$ 。

第3步：给出计算新类与其他类之间的相似度公式：

$$S_{(p,q)} = \max \{ S_{(p,a)}, S_{(p,b)} \} \quad (4)$$

将 S_0 中第 a 、 b 行及第 a 、 b 列用上面公式并成一个新行、新列，且对应 G_q ，从而得到 S_1 。

第4步：对 S_1 重复上述对 S_0 的第2步，第3步，可得 S_2 ，如此往下进行，直到相似矩阵中的非对角最大元素小于阈值 α 为止；若某一步 S_i 中非对角线最大元素有多个，则对应这些最大元素的类可以同时合并。

第5步：将最后求得的每一个故障案例类构成各自的故障子案例库。

2) 代表案例库构建。

构造代表案例库的过程，实际上就是如何从各子案例库中挑选出代表案例的过程。为了说明此问题，将各个故障案例表示为多维空间中的点，从而构成一个子案例库空间，它们同属一类，选取代表案例的原则可做如下规定：在子案例库空间中的所有案例，代表案例至其余案例的距离之和最短。若有 $\text{case}_1 \sim \text{case}_8$ ， case_k 共 9 个故障案例，用 l_{kj} 表示案例 case_k 与案例 case_j 之间的距离， l_i 表示案例 $\text{case}_i (i=1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, k)$ 至其他案例间距离的和。从 l_i 中选取值最小的，则与之相对应的 case_i 为代表案例。

2.3 基于 K-近邻和粗糙集的故障案例检索

对于案例检索而言，应达到以下 2 个目标^[5]：

1) 检索出的故障案例要尽可能少；2) 检索出的故

障案例要尽可能与目标案例相关或相似。而这 2 个目标的达成，与案例检索策略、案例征兆权重的确定以及案例相似度计算密切相关。

根据文中建立的三级案例组织结构，案例的检索策略也分为 3 个阶段：

第1阶段：选定故障所在的导弹子系统类别；

第2阶段：在代表案例库中检索代表案例；

第3阶段：在代表案例所对应的子案例库中检索相似案例。

对于第2阶段和第3阶段，都采用 K-近邻检索法进行案例的检索。在此所采用的检索策略是分层检索(在三层分类结构中从上至下检索)与关联检索(在同层案例中使用近邻法检索)的结合^[6]，可有效克服在规模较大的故障案例库中直接使用近邻算法导致检索效率低下的缺点。具体的检索过程如下：

第1步：在进行故障案例诊断时，通过人机交互界面，选择故障所属系统，正确判定故障类别，使检索范围缩小到导弹相应的故障子系统。

第2步：在代表案例库中采用最近邻法($k=1$)找到与目标案例最为相似的代表案例，与之相对应的子案例库是与新案例相关的案例，而其他的案例则被过滤掉。这一过程实际上是对新的目标案例进行分类，看它属于哪一类。

第3步：在找到的子案例库中采用 K-近邻法进一步检索，最终找到 k 个最相似案例。

检索过程中，还需要设定 2 个相似度阈值 $\alpha_1 (0 < \alpha_1 < 1)$ 和 $\alpha_2 (0 < \alpha_2 < 1)$ ，分别与第2步和第3步相对应，以保证只有相似度大于阈值的案例才能被选择出来^[7]。阈值一般由领域专家设定。

K-近邻法(K-nearest neighbor, K-NN)是一种从案例库中找出与当前情况距离最近案例的方法。 $k=1$ 时即为最近邻算法。下面用矩阵的形式给出 K-近邻法的检索算法。

第1步：将新故障案例的特征属性与案例库中 n 个案例的特征属性逐一比较，并将比较结果保存成如下矩阵形式：

$$\mathbf{a} = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & a_{ij} & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (5)$$

其中： $i=1, 2, 3, \dots, m$ ； $j=1, 2, 3, \dots, n$ 。 i 表示第 i 个故障案例， j 表示第 j 个特征属性，则 a_{ij} 表示为新故障案例与第 i 个故障案例在第 j 个特征属性上的局部相似度，这样即可得到一个局部相似度矩阵 \mathbf{a} 。

第 2 步：将局部相似度矩阵 \mathbf{a} 与权重 $(w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 相乘，得到 $(s_1, s_2, \dots, s_m)^T$ ，也就是新案例与 m 个案例各自的初始全局相似度 s ，表示为

$$\begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & a_{ij} & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} w_1 \\ \dots \\ w_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_1 \\ \dots \\ s_m \end{pmatrix} = s \quad (6)$$

第 3 步：将 s 标准化后得到最后的全局相似度 sim ，结果为

$$\text{sim} = (s'_1 \quad s'_2 \quad \dots \quad s'_m) \quad (7)$$

其中

$$s'_i = \frac{s_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (8)$$

第 4 步：从 sim 中选取相似度最大的 k 个故障案例作为检索结果。

在前述的相似度计算中，涉及到一项非常重要的参数，即特征权重，也可称为征兆权重，这一参数对于全局相似度的计算，乃至最终的检索结果都有着重要的影响。传统的征兆权重确定主要依靠专家咨询和领域知识等方式，这些方法虽然简单方便，但过于依赖主观经验和判断，无法避免片面性的存在，这样确定的权重值用于相似度计算，有时很难得到合适的案例解。而像遗传算法、主成分分析法等方法虽然可以克服主观赋权的缺点，但对于案例的规模及典型性要求较高^[8]。同时，由于导弹内部设备交联关系复杂，目前所积累的故障参数还不足以完全表达其所对应的故障，在这种情况下，上述方法均不能给出满意的解决方案。而粗糙集理论为解决这一问题提供了较为理想的途径。

粗糙集理论作为一种处理不完备信息的有力工具，不需要提供处理问题所需数据以外的任何先验信息，而是直接从实际数据出发，挖掘系统内在的规律。对于文中的研究对象而言，通过粗糙集理论，利用已有信息，进行属性约简，判断并分配特定分类下特征属性的权重，结果客观，能够有效提高故障案例的检索准确性。

粗糙集理论涉及诸多重要概念，如信息表与决策表、不可辨关系、上近似、下近似、依赖度、属性重要度与权值化、属性离散化、属性约简等，这些是进行权重计算的基础。限于篇幅，在此不再一一介绍，可参阅文献[9-11]相关论述。

基于粗糙集的故障案例征兆权重提取算法设计如图 4 所示。

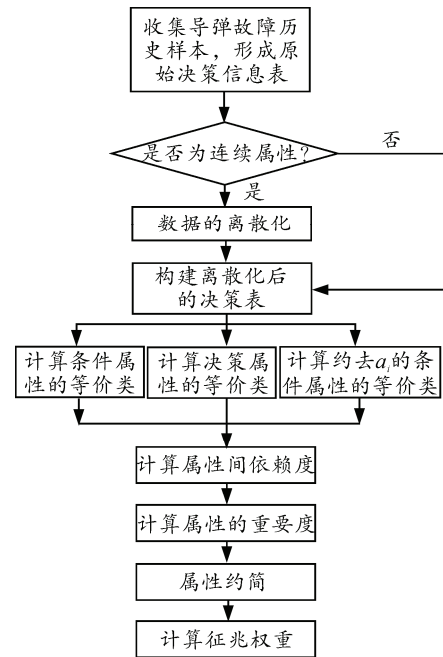


图 4 基于粗糙集的征兆权重提取算法

由于故障案例采用了层次分类的组织方法，因此，针对不同的案例集，应分别计算相应的征兆权重，这样能够客观地反映每一类案例的征兆权重，从而保证案例检索的准确性。此外，还应注意的是，由于运用粗糙集计算征兆权重所用的数据都是从实际故障案例中提取的，若原始故障案例样本较少且缺乏代表性，则随着故障案例的增加，权值也会随之变化；同时，粗糙集权重确定方法对数据变化较为敏感，较小的数据变动也会引起权重的变化，因此，使用粗糙集权重提取法时应尽可能选择一定数量的具有代表性和典型性的故障案例进行计算。

2.4 基于用户选择的故障案例重用与修正

通过上述的故障案例检索过程，系统会选择出若干个相似案例作为候选解决方案，一般情况下，检索出的相似案例或多或少与目标案例都有差异，接下来就进入故障案例的重用和修正阶段，此阶段主要是研究如何使相似案例成为当前目标案例的具体解决方案，这也是 CBR 研究中最具挑战性的领域。理论上讲，这一阶段应由 CBR 系统自动完成，然后将重用与修正的结果提交给用户。但现实是案例的重用和修正，与问题领域密切相关，由于故障的复杂性，在当前很难找到一种通用的方法由系统自动实现。鉴于此，结合航空导弹维修保障工作实际，笔者在案例重用与修正阶段采用了基于用户选择的策略，由用户来决定是否修正和如何修正。其基本思想如下：

1) 如果检索到的故障案例与当前问题完全匹配, 则无需进行修正, 用户直接可将此案例作为当前问题的解决方案。

2) 如果检索到的故障案例与当前问题相似程度较高, 只需做少量修正即可, 则由用户根据自身的知识与经验自行决定是否进行案例修正。若不修正, 形成用户反馈意见并交由专家完成; 若自行修正, 一般也应在修正后, 由专家对修正结果进行评价, 以保证案例修正的质量。

3) 如果检索到的故障案例与当前问题相似程度较低, 需要做较为复杂的调整才可使用。这时, 用户一般不再选择自行修正, 而是形成反馈意见交由领域专家来完成此项工作。

采用上述的修正策略, 既可以使模型的实用性和易用性得到保证, 又能充分利用领域专家丰富的知识和经验, 结合具体情况对案例进行重用和修正, 以期获得用户满意的修正方案。

3 模型应用实例

基于上述模型设计思想, 利用 Visual Studio 2008 开发环境和 ASP.NET 技术, 开发了基于 Web 浏览形式的航空导弹智能故障诊断功能模块, 软件界面如图 5、图 6 所示。



图 5 检索结果显示



图 6 相似案例详细信息

若检索结果与当前故障的相似度低于设定的相

似度阈值, 则需要对案例进行修正才能用于对当前案例的指导。点击图 6 中的“修正”按钮进行案例的修正, 修正界面与图 6 类似, 只不过此时界面中的文本框变为可编辑状态, 以便对当前不适配的内容进行修改, 如故障原因、排除方法和专家评价等。此过程一般需要专家参与, 案例经专家修正后存入案例库, 从而使故障案例库不断得以丰富。此外, 该模块还具有案例库维护功能, 可实现新案例的添加、历史案例的修改、删除等。

4 结论

笔者结合航空导弹装备特点和部队维修保障实际, 以某型航空导弹为研究对象, 着重从基于框架的故障案例表示、基于层次分类与聚类分析的故障案例组织、基于 K-近邻和粗糙集的故障案例检索、基于用户选择的故障案例重用与修正等 4 个方面对基于案例推理的航空导弹智能诊断模型进行了详细研究与设计, 并据此开发了相应的智能故障诊断模块。实际验证结果表明: 该故障诊断模块具有较高的检索准确率, 智能化程度高, 使用便捷, 能有效辅助部队技术人员进行装备维修和排故工作。

参考文献:

- [1] 李小青. 基于案例推理的故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2007, 15(9): 1130-1137.
- [2] 史忠植. 高级人工智能[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 50-100.
- [3] 郑佩. 基于案例推理的故障诊断技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008: 1-35.
- [4] 朱福喜. 人工智能基础教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011: 2-80.
- [5] 杨健, 杨晓光, 刘晓彬, 等. 一种基于 k-NN 的案例相似度权重调整算法[J]. 计算机工程与应用, 2007: 43(23): 8-11.
- [6] 王国锋, 张锡恩. 基于案例推理的导弹故障诊断专家系统研究[J]. 系统工程与电子技术, 1999, 21(8): 32-34.
- [7] 王旭. 空空导弹测试性定量指标的现状与建议[J]. 四川兵工学报, 2013, 34(2): 21-23.
- [8] 柳玉, 贵可荣. 案例推理的故障诊断技术研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2011, 5(10): 865-879.
- [9] 张文修, 吴伟志, 梁吉业, 等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 1-90.
- [10] PAWLAK Z. Rough sets-theoretical aspects of reasoning about data[M]. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1991: 1-50.
- [11] 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. 计算机学报, 2009, 32(7): 1229-1246.