

文章编号: 1000-8055(2000)03-0311-03

模糊 Petri 网在电站燃气轮机故障诊断中的应用

黄晓光¹ 高梅梅² 王永泓¹ 翁史烈¹

¹(上海交通大学 动力机械与能源学院, 上海 200030)

²(上海交通大学 电子信息学院, 上海 200030)

摘要: 本文给出了用模糊 Petri 网模型来表示燃气轮机故障诊断专家系统中模糊产生式知识库的方法。并在这个模型的基础上, 给出了有效的推理算法, 并举例验证其正确性和在燃气轮机专家系统中应用的可行性。
关键词: 燃气轮机; 模糊图; 故障诊断
中图分类号: V 263. 6 **文献标识码:** A

1 引言

Petri 网是一种用网状图形表示系统建模的方法, 最初 Petri 网是用于离散事件动态系统建模与分析。近来, Petri 网也被用于表示知识和事实^[1,2], 有些文章中提出了用模糊 Petri 网构造专家系统的构想^[4]。基于模糊 Petri 网具有便于描述系统状态的变化及对系统运行特性便于分析和可以在不同层次上变换描述而不用注意细节及相应的物理表示等特点, 但以往的研究中, 都未能提出求解复杂问题的有效算法, 限制了其应用。本文提出了模糊 Petri 网知识表示方法, 给出严密的推理算法并通过实例验证了它的正确性。结果表明这是一种非常有效的燃气轮机故障诊断专家系统中知识表示方法。

2 基于模糊 Petri 网的知识结构表示

在知识表达的 Petri 网中, 网的框架代表基于产生式规则的知识结构。我们可以用 Petri 网中库所表示命题, 如果命题为真, 在库所中标识上 token, token 的值在 0 和 1 之间, 其值表示命题为真的置信度, 推理过程用 Petri 网中变迁的触发表示。用于知识的表达的 Petri 网有一些特点不同于传统的 Petri 网: 在知识表示 Petri 网中, (1)

一个库所中的 token 数值不会大于 1; (2) 规则的触发意味着命题为真的繁衍, 规则触发后, 规则的前提部的置信度并不消失; (3) 变迁的引发不存在传统 Petri 网中的并发冲突问题; (4) 变迁上多一个参数为规则的置信度。例如如图 1。

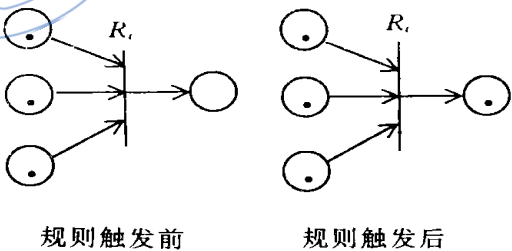


图 1 规则 R_j 的模糊 Petri 网表示

图中 token 的移动表示了规则触发引起的命题为真的繁衍(即系统状态的变化), 合理利用模糊 Petri 网表示模糊启发式规则可以发挥逻辑推理的图形直观性、易于描述和处理并行推理。利用启发性规则, 使得知识系统易于理解并且处理方便, 同时便于知识库的维护和更新, 使得启发式知识表示的特点得以充分利用。在专家系统中利用模糊 Petri 网方法表示知识, 知识库系统结构简单、规范、空间搜索效率高, 易于实现系统推理。

用于知识表达的 Petri 网结构可定义为:

$$(S, R, \Psi, \Gamma, \Phi^0), S \cap R = \emptyset, S \cup R \neq \emptyset$$

其中, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为命题的有穷集合, 在本

收稿日期: 1999- 06- 28; 修订日期: 1999- 12- 13

作者简介: 黄晓光(1973-), 男, 上海交通大学动力机械与能源学院博士研究生

系统中表示故障的征兆; $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$ 为规则(rules)的有穷集合; $\Psi: S \rightarrow R$ 为规则的输入函数, 它为逻辑量, $\Psi = \{\Psi_{ij}\}$, $\Psi_{ij} \in \{0, 1\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$, 当 S_i 为 R_j 的输入时, $\Psi_{ij} = 1$, 当 S_i 不是 R_j 的输入时, $\Psi_{ij} = 0$; $\Gamma: R \rightarrow S$ 为规则输出函数, $\Gamma = \{\gamma_{ij}\}$, $\gamma_{ij} \in \{0, 1\}$ 当 S_i 为 R_j 的输出时, $\gamma_{ij} = 1$, 当 S_i 不是 R_j 的输出时, $\gamma_{ij} = 0$; $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$; Φ^0 : 为初始状态, $\Phi^0 = \{\Phi_1^0, \Phi_2^0, \dots, \Phi_n^0\}$, Φ_i^0 为 S_i 的初始逻辑状态, $i = 1, \dots, n$, $\Phi_i^0 \in [0, 1]$ 其值表示 S_i 为真的置信度。

3 知识的推理

在知识推理中为了更好的解释知识推理和知识库的动态变化模糊 Petri 网表示如下: 用一个五元组来表示本系统中动态变化是模糊 Petri 网:

$(\Phi, \Omega, \delta, \Phi^0, M)$, $\Phi \cap \Omega = \emptyset$, $\Phi \cup \Omega \neq \emptyset$ 其中: $\Phi = \{\Phi^0, \Phi^1, \dots, \Phi^n\}$ 是知识库的状态向量集合。 $\Phi^k = \{\Phi_1^k, \Phi_2^k, \dots, \Phi_n^k\}$, $k = 0, 1, 2, \dots, n$ 是知识库在第 k 步的状态向量, n 是整数表示知识库动态变化的不同状态数, $\Phi_i^k \in [0, 1]$ 是命题 S_i 在第 k 步的逻辑状态, $i = 1, 2, \dots, n$; $\Omega = \{\Omega^0, \Omega^1, \dots, \Omega^n\}$ 是知识库的控制向量集合, $\Omega^k = \{\omega_1^k, \omega_2^k, \dots, \omega_m^k\}$ 是第 k 步知识库的控制向量, ω_j^k 表示第 k 步规则 R_j 可激发状态, 在模糊逻辑中 $\omega_j^k \in [0, 1]$, 它的值决定于命题为真的置信度; $\delta: \Phi \times \Omega \rightarrow \Phi$ 是 KB 的状态转移函数; Φ^0 是 KB 的起始状态; $\mu = \{\mu_1, \mu_2, \mu_m\}$ 为规则置信度向量, $\mu_j \in [0, 1]$ 为规则 R_j 的置信度, $j = 1, \dots, m$ 。

为了表示 KB 的动态变化情况, 规定如下:

$$\text{neg}: \text{neg}(a) = 1_n - a$$

a 为 n 维向量, 1_n 为元素全为 1 的 n 维向量。

$$\text{or}: (a) \text{ or } (b) = c$$

a, b, c 为 n 维向量, $c_i = \max(a_i, b_i)$, $i = 1, \dots, n$ 。

$$\text{Or}: (A) \text{ or } (b) = c$$

A 是 $m \times n$ 维矩阵, b 为 n 维向量, c 为 m 维向量。

$$c_i = \max_{1 \leq k \leq n} (a_{ik} \cdot b_k), i = 1, \dots, m$$

$$*: (a) * (b) = c$$

a, b, c 为 n 维向量, $c_i = a_i \cdot b_i$, $i = 1, \dots, n$ 。

$\text{neg} \Phi^k = 1_n - \Phi^k$ 表示命题 S_i 为假的置信度, $i = 1, \dots, n$; $v^k = \Psi^T \text{Or} \text{neg}(\Phi^k)$, 表示规则前提为假的置信度; $\omega^k = \text{neg} v^k = 1_m - [\Psi^T \text{Or} (1_n - \Phi^k)] = \text{neg} [\Psi^T \text{Or} (\text{neg} \Phi^k)]$ 表示规则前提为真的置信度; 我们可以用下式来表示 KB 的动态变化情况:

$$\Phi^{k+1} = \Phi^k \text{ or } (\Gamma \text{ Or } \Omega^k) \quad (1)$$

其中: $\Omega^k = \mu * \omega^k = \mu * [\Psi^T \text{Or} (\text{neg} \Phi^k)]$ 为 R_j 的置信度与其前提命题为真的置信度之积。

由此可得推理算法如下: step 1: 令 $k = 0$; step 2: 由 Φ 根据式(1)求得 Φ^1 ; step 3: 若 $\Phi^1 \neq \Phi$ 时, $k = k + 1$, 返回 step 2, 若 $\Phi^1 = \Phi$ 时, 推理结束。因此, 我们可由系统的初始状态 Φ 推理出所有命题 S_i 的最终真值。

4 燃气轮机故障诊断推理系统实例

下面通过燃气轮机故障诊断专家系统产生式规则库中一部分规则来建立模糊 Petri 网在系统中的应用实例来验证本方法在燃气轮机系统中的应用。为了迅速查找并诊断出发生的故障, 使系统具有人类专家解决问题的思维方式, 利用模糊产生式规则建立模糊 Petri 网及模糊算法。

知识库所包含的规则如下:

规则 1(R_1):

征兆: 机组功率过低(S_1) and 机组耗油量过高(S_2) and 涡轮前燃气温度过高(S_3)

故障: 压气机气流通道零件磨损(S_6)

规则置信度: 0.8

规则 2(R_2):

征兆: 机组功率过低(S_1) and 涡轮效率过低(S_4)

故障: 涡轮叶片磨损(S_6)

规则置信度: 0.8

规则 3(R_3):

征兆: 压气机叶片断裂(S_5)

故障: 压气机喘振(S_8)

规则置信度: 1.0

规则 4(R_4):

征兆: 压气机气流通道零件磨损(S_6)

故障: 压气机喘振(S_8)

规则置信度: 0.9

我们得其模糊推理 Petri 网如图 2 所示。

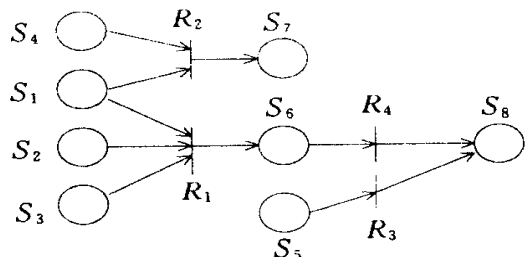


图 2 燃气轮机故障诊断模糊推理 Petri 网

根据 Petri 网得:

$$\Psi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

如果我们在监控过程中得到的现场信息为机组功率过低(置信度= 1.0), 机组油耗过高(置信度= 0.2), 涡轮前温度过高(置信度= 0.3), 涡轮效率过低(置信度= 0.8)。注意现场采集的信息是经过燃气轮机系统模型计算得出的, 由于篇幅原因, 这部分将在另一篇文章中详细介绍。按照上述所给出的推理算法得到推理步骤如下: 知识库状态初始向量 Φ^0 和规则置信度向量 μ 分解为:

$$\Phi^0 = (1.0 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.0 \ 0.0 \ 0.0)^T$$

$$\mu = [CF(R_1), CF(R_2), CF(R_3), CF(R_4)]^T = (0.8 \ 0.8 \ 0.8 \ 0.8)^T$$

知识库中命题与规则之间矩阵关系 Ψ (即初始输入命题与规则的逻辑关系) 及由规则到结论命题的输出矩阵 Γ (即规则与规则输出命题的逻辑关系): 由推理算法

$$neg \Phi^0 = (0.0 \ 0.8 \ 0.7 \ 0.2 \ 1.0 \ 1.0 \ 1.0 \ 1.0)^T$$

$$\nu^0 = (0.8 \ 0.2 \ 1.0 \ 1.0)^T$$

$$\omega^0 = (0.2 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.0)^T$$

$$\Phi^1 = (1.0 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.16 \ 0.64 \ 0.0)^T$$

$$neg \Phi^1 = (0.0 \ 0.8 \ 0.7 \ 0.2 \ 1.0 \ 0.84 \ 0.16 \ 1.0)^T$$

$$\nu^1 = (0.8 \ 0.2 \ 1.0 \ 0.84)^T$$

$$\omega^1 = (0.2 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.16)^T$$

$$\Phi^2 = (1.0 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.16 \ 0.64 \ 0.144)^T$$

$$neg \Phi^2 = (0.0 \ 0.8 \ 0.7 \ 0.2 \ 1.0 \ 0.84 \ 0.36 \ 0.856)^T$$

$$\nu^2 = (0.8 \ 0.2 \ 1.0 \ 0.84)^T$$

$$\omega^2 = (0.2 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.16)^T$$

$$\Phi^3 = (1.0 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.16 \ 0.64 \ 0.144)^T$$

因为 $\Phi^3 = \Phi^2$, 推理结束, 命题 S 的最终状态为:
 $(1.0 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.0 \ 0.16 \ 0.64 \ 0.144)^T$
故可得燃气轮机出现压气机气流通道零件磨损的故障概率为 0.16, 涡轮叶片磨损故障概率为 0.64, 压气机喘振的故障概率为 0.144。则可推断出涡轮叶片磨损故障的可能性最大。在本例中设定故障发生的阈值为 0.6, 由此可得系统存在涡轮叶片磨损故障。推理得出的结论与事实相一致。算法结果表明这种模糊 Petri 网知识表示方法简洁, 便于在计算机上实现, 尤其是利用 FPN 可以处理并行推理的特点, 给出了推理的矩阵表示, 根据系统所提供的征兆命题快速得出正确的结论。

5 结束语

本文首次提出了用模糊 Petri 网来表示燃气轮机故障诊断专家系统中模糊启发式规则库系统, 并充分结合基于规则知识表示系统的优点, 有效的解决了通常由于燃气轮机系统复杂不稳定, 知识难以获取和组织的问题。理论分析和实例计算结果表明, 利用模糊 Petri 网来表示知识库和关系矩阵, 可以从获得的征兆信息中快速有效的推断出故障信息并且在推理过程中实现了并行推理, 大大减少了以往知识库中搜索的步骤, 提高了搜索的效率, 同时通过重建矩阵便于对知识库进行扩展或删除, 利于知识库的维护。

参 考 文 献

1 蔡之华 模糊 Petri 网及知识表示[J]. 微型计算机, 1994, 16 (4):

2 Sht-M ing Chen. Knowledge Representation U sing Fuzzy Petri Net [J]. IEEE Transation on Knowledge and Data Engineering, 1990, 2(3):

3 邢春晓等 基于 Fuzzy Petri 网专家系统的研究[J]. 西北工业大学学报, 1998, 16(3):

(责任编辑 王震华)

Application of Fuzzy Petri Net in Fault Diagnosis of Gas Turbine

Huang Xiaoguang, Gao Meimei, Wang Yonghong, Weng Shilie
(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: This paper presents a fuzzy Petri net modal (FPN) to represent the fuzzy production rules of a rule-base system. Based on the fuzzy Petri net modal, an efficient fault diagnostic-reasoning algorithm is proposed. Its accuracy and feasibility in a gas turbine diagnosis system is verified.

Key words: gas turbines; fuzzy; fault diagnosis