

doi: 10.7690/bgzd.2015.03.0019

基于模糊推理 Petri 网的无人机智能决策方法

赵振宇¹, 周锐², 池沛²

(1. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471009; 2. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘要: 为了提高动态不确定环境下无人机的自主控制级别, 建立一种基于模糊推理 Petri 网的无人机智能决策方法。以 FRPNs 结构实现规则推理, 按照规则分析系统的推理过程, 并基于模糊推理 Petri 网的智能决策进行仿真。仿真结果证明: 该方法提高了决策的实时性, 实现了无人机攻击和防御的自主决策。

关键词: 无人机; 自主控制; 智能决策; 模糊推理
中图分类号: TJ02 **文献标志码:** A

UAV Intelligent Decision Method Based on Fuzzy Reasoning Petri Net

Zhao Zhenyu¹, Zhou Rui², Chi Pei²

(1. Key Laboratory of Optical-Electrics Control Technology, Luoyang, 471009, China;

2. School of Automation Science & Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: For improving autonomous control level of UAV under dynamic uncertain environment, establish UAV intelligent decision method based on fuzzy reasoning Petri net. Use FRPNs structure to realize rule reasoning, according to rule to analyze system reasoning process, simulate based on fuzzy reasoning Petri net intelligent decision. The simulation results show that: the method improves the decision-making in real time and realize autonomous decision of UAV attack and defense.

Keywords: UAV; autonomous control; intelligent decision; fuzzy reasoning

0 引言

UAV 自主控制就是通过在敏感、信息处理、控制重构、任务重规划等手段, 以最优方式快速有效地自适应不期望的事件或故障^[1-2]; 因此, 如何基于各种智能化的技术途径和方法, 实现平台正确及时的态势感知, 并基于态势感知的结果作出与态势相适应的智能决策, 是 UAV 自主控制的关键技术和核心能力的体现。

用于模糊推理的 Petri 网 (FRPNs) 是 Petri 网的重要分支^[3], 适用于知识表示和人工智能。Petri 网的图形化本质使规则表述更直观清晰, 其数学基础便于用代数形式表达系统的动态行为, 矩阵运算便于算法的实现和复杂度、收敛性的研究, 具有较好的实时性。笔者试图采用基于模糊推理 Petri 网的方法, 研究无人机智能自主决策问题。

1 基于模糊推理 Petri 网的智能决策原理

1.1 模糊推理 Petri 网结构

模糊推理 Petri 网具有模糊系统的模糊推理能力, 很适合应用在人类知识的表示和人工智能中。常用的模糊推理形式^[4]为

$$R_j(c_j): P_1(\theta_1) \wedge P_2(\theta_2) \wedge \dots \wedge P_{k-1}(\theta_{k-1}) \rightarrow P_k(\theta_k)$$
$$\theta_k = \min\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{k-1}\} \times c_j$$

其中: θ_i 为模糊规则 R_j 前件或结论命题 P_i 的可信度; c_j 表示运用规则 R_j 的置信度。在模糊推理 Petri 网中, 用库所 (place) 表示命题, 每个库所可以包含一个与真实度有关的介于 0 到 1 之间的 token, 规则的推理过程可以用 Petri 网中的变迁发射来表示, 规则的信用用对应的相关变迁来表示, 命题与规则之间相互因果关系用库所与迁移间有向弧表示。

上述规则的 FRPNs (fuzzy reasoning Petri nets) 结构如图 1 所示, 各规则的条件命题对应于变迁前的库所, 当各库所的 token 被初始化, 亦即各条件命题的真实度已知时, 即触发规则, 得到推理结论, 以 FRPNs 结构可以等同的以更简洁、直观的形式实现规则推理。

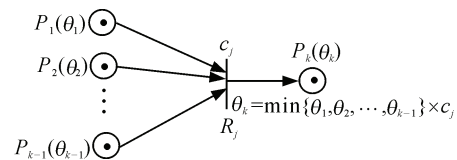


图 1 规则形式的 FRPNs 结构

1.2 模糊推理 Petri 网的推理算法

FRPNs 可用 8 元组 $(P, R, I, O, H, \theta, \gamma, C)$ ^[3] 表示, 其中: $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 是表示命题的有限集,

收稿日期: 2014-09-19; 修回日期: 2014-11-17

作者简介: 赵振宇(1971—), 男, 吉林人, 博士, 研究员, 从事无人机协同作战任务管理技术研究。

或称为库所； $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 是表示规则的有限集，或称为变迁； $I: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个 $n \times m$ 的输入矩阵，定义了从命题到规则的有向弧， $I(p_i, r_j) = 1$ 表示从 p_i 到 r_j 存在有向连接，0 表示不存在； $O: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个 $n \times m$ 的输出矩阵，定义了从规则到命题的有向弧， $O(p_i, r_j) = 1$ 表示从 r_j 到 p_i 存在有向连接，0 表示不存在； $H: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个 $n \times m$ 的矩阵，定义了从规则到命题的补充弧， $H(p_i, r_j) = 1$ 表示从 r_j 到 p_i 存在有向连接，0 表示不存在，且有 $H(p, r) \cdot H(p, r) = 0, \forall p \in P, \text{ and } \forall r \in R$ ； θ 是真值度向量， $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$ ，其中 $\theta_i \in [0, 1]$ 表示 p_i 的真值度，初始的真值度用 θ^0 来表示； $\gamma: P \rightarrow \{0, 1\}$ 是标志向量， $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)^T$ ， $\gamma_i = 1$ 表示在 p_i 有一个 token，若为 0 则表示未标志，初始标志用 γ^0 表示； $C = \text{diag}\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ， $c_j (j = 1, \dots, m)$ 表示 r_j 的信度。

为便于描述推理算法，引入如下 2 种算子：

$\oplus: A \oplus B = D$ ，其中， A, B, D 均为 $m \times n$ 维矩阵，且有，

$$d_{ij} = \max\{a_{ij}, b_{ij}\}$$

$\otimes: A \otimes B = D$ ，其中， A, B, D 分别为 $m \times p, p \times n, m \times n$ 维矩阵，且有

$$d_{ij} = \max_{1 \leq k \leq p} \{a_{ik} \cdot b_{kj}\}$$

FRPNs 的运行规则也包括使能和发射规则。规则 $r_j \in R$ 被使能，当且仅当 p_i 被标记或 $\gamma_i = 1, \forall p_i \in \{r_j \text{ 的输入命题}\}$ ；在 γ 时使能， $r_j \in R$ 发射将导致 γ 更新为 γ' ，真值度向量 θ 更新为 θ'

$$\gamma'(p) = \gamma(p) \oplus O(p, r_j), \forall p \in P$$

$$\theta'(p) = \theta(p) \oplus c_j \cdot \rho_j \cdot O(p, r_j), \forall p_j \in P$$

其中 $\rho_j = \min_{p_i \in r_j} \left\{ \begin{array}{l} x_i = \theta_i, \text{ if } I(p_i, r_j) = 1 \\ x_i = 1 - \theta_i, \text{ if } H(p_i, r_j) = 1 \end{array} \right\}$

$$r_j = \{p_i | I(p_i, r_j) = 1 \text{ or } H(p_i, r_j) = 1, p_i \in P\}$$

在 FRPNs 中，所有的使能规则都可以在同一时刻发射。引入一个发射向量 $\mu = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m\}^T$ ，若 r_j 发射则有 $\mu_j = 1$ 。一系列规则均发射后，标志向量和真值度向量更新为：

$$\gamma' = \gamma \oplus [O \otimes \mu]$$

$$\theta' = \theta \oplus [(O \cdot C) \otimes \rho]$$

其中 $\rho = [\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_m]^T$ ，成为控制向量，利用上述行规则，可得到系统的推理过程^[3]：

1) 获取初始输入 $I, O, H, C, \gamma^0, \theta^0$ 。

2) 令 $k = 0$ 。

3) 计算各变量如下：

$$\rho^k = \overline{(I^T \otimes (\bar{\gamma}^k \oplus \bar{\theta}^k)) \oplus (H^T \otimes (\bar{\gamma}^k \oplus \theta^k))}$$

$$\theta^{k+1} = \theta^k \oplus [(O \cdot C) \otimes \rho^k]$$

$$\gamma^{k+1} = \gamma^k \oplus [O \otimes \overline{(I + H)^T \otimes \bar{\gamma}^k}]$$

4) 若 $\theta^{k+1} \neq \theta^k$ 或 $\gamma^{k+1} \neq \gamma^k$ ，返回第 3) 步；否则推理结束。

2 基于模糊推理 Petri 网的智能决策仿真

参考文献[5-6]，考虑无人机自主决策应用实例，决策规则的条件输入为平台行为能力等级 (PCL)、威胁源威胁级别 (TL)、目标价值或重要性 (TVLU)、剩余燃料 (Fuel) 等因素。除燃油状态以外的条件因素状态由态势评估系统得到。定义为：

行为能力等级：PCL = {High, Medium, Low}

威胁级别：TL = {High, Medium, Low}

目标价值：TVLU = {High, Medium, Low}

剩余燃料：Fuel = {Enough, Not_Enough}

无人机自主决策的结果主要包括攻击目标 (Attack)、规避 (Avoid)、返回 (Return) 以及自毁 (Self-Destroy) 等。

决策规则的一般形式如下：

If PCL is $A_1(b_1, f_1)$ AND TL is $A_1(b_2, f_2)$ AND

Fuel is $A_n(b_n, f_n)$, then $C(CF_r, \lambda)$

其中： A_i 是规则的前提； b_i 是条件信度； f_i 是规则的隶属度； C 是规则的结论； CF_r 和 λ 分别为结论的信度和阈值。

根据专家经验建立无人机自主决策的知识库，如表 1 所示，并构建模糊推理 Petri 网，如图 2 所示。根据态势评估系统对 PCL、TL、TVLU 的评估结果及 Fuel 状况，对进行推理决策。决策计算结果示例如表 2 所示，对某中等价值的目标而言，态势评估结果为：目标威胁级别为 [0.6, 0.3, 0.1]，平台行为能力等级为 [0.9, 0.05, 0.05]，且剩余油量为 80%，说明平台行为能力较强，燃料充足，足以应对中高级别的威胁源，此时，模糊 Petri 网推理系统给出的决策

结果为“攻击”；当威胁级别升高至 $[0.8,0.1,0.1]$ 时，平台行为能力等级由于武器不足或故障等原因下降为 $[0.2,0.7,0.1]$ 时，平台已不具备成功攻击目标的把握，但剩余燃料 80%仍较为充足，此时推理系统给出的决策结果为“规避”；平台行为能力下降至 $[0.1,0.2,0.7]$ ，且油量下降至 20%时，战机以不具备规避威胁完成任务的能力，此时推理系统给出的决策结果为“返航”。与专家经验知识相吻合，说明了决策结果具有较好的合理性。

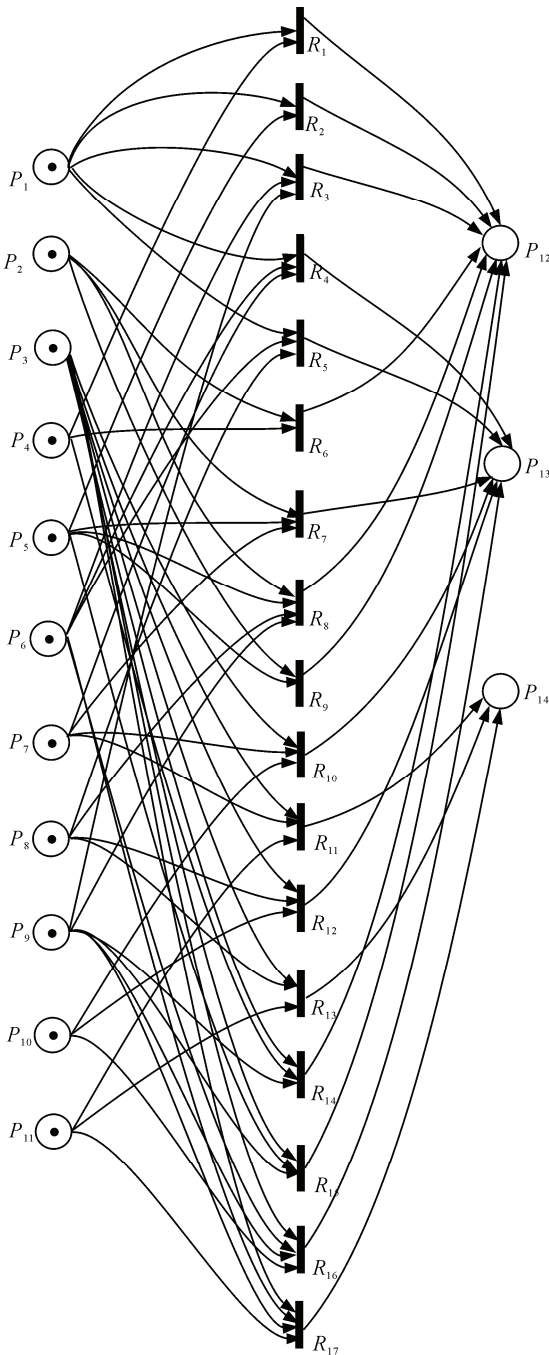


图2 无人机自主决策系统的模糊 Petri 网结构

表1 无人机自主决策系统的规则库

规则	行动能力	目标价值	威胁程度	剩余燃料	决策结果
R_1	良好(P_1)	重要目标(P_4)			攻击(P_{12})
R_2	良好(P_1)	中等重要目标(P_3)			攻击(P_{12})
R_3	良好(P_1)	非重要目标(P_6)	低(P_9)		攻击(P_{12})
R_4	良好(P_1)	非重要目标(P_6)	高(P_7)		规避(P_{13})
R_5	良好(P_1)	非重要目标(P_6)	中等(P_8)		规避(P_{13})
R_6	中等(P_2)	重要目标(P_4)			攻击(P_{12})
R_7	中等(P_2)	中等重要目标(P_3)	高(P_7)		规避(P_{13})
R_8	中等(P_2)	中等重要目标(P_3)	中等(P_8)		攻击(P_{12})
R_9	中等(P_2)	中等重要目标(P_3)	低(P_9)		攻击(P_{12})
R_{10}	差(P_3)		高(P_7)	充足(P_{10})	规避(P_{13})
R_{11}	差(P_3)		高(P_7)	不足(P_{11})	返航(P_{14})
R_{12}	差(P_3)		中等(P_8)	充足(P_{10})	规避(P_{13})
R_{13}	差(P_3)		中等(P_8)	不足(P_{11})	返航(P_{14})
R_{14}	差(P_3)	重要目标(P_4)	低(P_9)		攻击(P_{12})
R_{15}	差(P_3)	中等重要目标(P_3)	低(P_9)		攻击(P_{12})
R_{16}	差(P_3)	非重要目标(P_6)	低(P_9)	充足(P_{10})	规避(P_{13})
R_{17}	差(P_3)	非重要目标(P_6)	低(P_9)	不足(P_{11})	返航(P_{14})

表2 无人机自主决策结果示例

态势输入	决策结果
目标威胁 $[0.6,0.3,0.1]$ 行动能力 $[0.9,0.05,0.05]$ 剩余燃料 80%	攻击
目标威胁 $[0.8,0.1,0.1]$ 行动能力 $[0.2,0.7,0.1]$ 剩余燃料 80%	规避
目标威胁 $[0.8,0.1,0.1]$ 行动能力 $[0.1,0.2,0.7]$ 剩余燃料 20%	返航

3 结论

研究表明：基于模糊 Petri 网的决策方法便于知识表示和推理决策，可有效地实现提高动态不确定环境下无人机的自主控制级别。

参考文献：

- [1] 董卓宁. 无人机突情感知与突情处理智能自主控制技术[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2010.
- [2] Jovan D. Boskovic, Ravi Prasanth, Raman K. Mehra. A Multi-Layer Autonomous Intelligent Control Architecture for Unmanned Aerial Vehicles[J]. Journal of Aerospace computing, Information, and Communication, 2004, 1(12): 605-628.
- [3] Gao M M, et al. Fuzzy Reasoning Petri Nets[J]. IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics-Part: A Systems and Humans, 2003, 33(3): 314-324.
- [4] Gao M M, et al. Fuzzy Reasoning Petri Nets[J]. IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics-Part: A Systems and Humans, 2003, 33(3): 314-324.
- [5] 钟春梅, 赵振宇, 余舟毅, 等. 基于遗传算法和分层任务网络的战术任务规划方法[J]. 兵工自动化, 2012, 31(4): 5-10.
- [6] 赵祯俊, 钟韶君, 李佳乐, 等. 无人机飞行控制地面仿真[J]. 兵工自动化, 2013, 32(2): 32-34.