

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201211031

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130401.1649.001.html>

基于模糊规则和动态蚁群-贝叶斯网络的 无人作战飞机态势评估

段海滨¹, 马冠军², 赵振宇³

(1. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191; 2. 北京航天自动控制研究所, 北京 100854;
3. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471009)

摘要:为解决无人作战飞机复杂环境下的态势评估难题,阐述了蚁群优化和贝叶斯网络基本原理和数学模型,设计了一种基于模糊规则和动态蚁群-贝叶斯网络的无人作战飞机态势评估方法.该方法通过蚁群-贝叶斯网络把不完备数据转换成完备数据,从而大大简化了学习的复杂度,并保证算法能够向好的结构不断进化.利用模糊逻辑改进动态蚁群-贝叶斯网络算法,引入基于模糊语言和规则的专家经验,结合单值评估结果与概率向量,评价了不同时刻无人作战飞机的行为能力等级,能够提高态势评估方法的智能性并应用于工程实际.通过仿真实验验证了该方法在解决复杂作战环境下无人作战飞机态势评估问题时的可行性和有效性.

关键词:无人作战飞机;态势评估;模糊规则;蚁群优化;贝叶斯网络

中图分类号:TP18 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2013)02-0119-09

UCAV situation assessment based on fuzzy rules and dynamic ant colony-Bayesian network

DUAN Haibin¹, MA Guanjun², ZHAO Zhenyu³

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 2. Beijing Aerospace Automatic Control Institute, Beijing 100854, China; 3. Science and Technology on Electro-Optic Control Laboratory, Luoyang 471009, China)

Abstract: In order to solve the challenging problem of unmanned combat aerial vehicles (UCAV) situation assessment in complex environments, based on the introduction of ant colony optimization, Bayesian network and mathematical model, a hybrid fuzzy rules and dynamic ant colony-Bayesian network was proposed in efforts to examine the situation assessment of UCAVs. The incomplete data was converted into a complete data packet by using a dynamic ant colony-Bayesian network, which can greatly simplify the complexity of learning, and ensure that the algorithm evolves into good structure. The dynamic ant colony-Bayesian network algorithm was improved by using fuzzy logic. The expert's experience was adopted in the form of fuzzy language and rules. The single value assessment results were combined with the probability vector to evaluate the capacity level of UCAVs at different times, increase the intelligence of situation assessment, and practicality of engineering application. A series of experiments verified the feasibility and effectiveness of the proposed hybrid method for situation assessment of UCAVs in the complicated combat environment.

Keywords: unmanned combat aerial vehicle (UCAV); situation assessment; fuzzy rules; ant colony optimization; Bayesian network

无人作战飞机(unmanned combat aerial vehicle, UCAV)是利用无线电设备或自备程序控制装

置操纵的,具有攻击能力和能重复使用的不载人作战平台^[1].无人作战飞机在未来战场中具有突出的地位和作用,不仅可应用于智能监控和侦察、诱饵、人工干扰、网点通信,还可对敌进行防空压制、防御攻击机/巡航导弹、攻击重要目标、进行边境巡逻等^[2].近年来,各国军队对先进无人作战飞机系统

收稿日期:2012-11-19. 网络出版日期:2013-04-01.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61273054,60975072);航空科学基金资助项目(20115151019).

通信作者:段海滨. E-mail:hbduan@buaa.edu.cn.

的需求十分旺盛,而我国现有的无人作战飞机装备和技术能力与先进国家相比具有很大差距.在面向未来的战场,以军事应用为目的的新思想、新概念、新原理的影响下,研究新型无人机系统,特别是无人作战系统是必然的趋势.

在军事应用中,态势评估是对战场上某些环境因素的感知,并进行理解和预测的过程.在复杂多智能体的决策中,行动策略几乎可以根据已完成评估的态势自动生成.复杂作战环境下的无人作战飞机态势评估技术是无人作战飞机系统的关键技术之一,且是一个研究热点,该技术可以提高无人作战飞机的感知决策能力,拓宽无人作战飞机的应用范围,并极大地提高其协同和作战效率^[3].无人战斗飞机的态势评估问题通常具有庞大的解空间,基于数学规划的常规求解方法显得捉襟见肘,而群体智能方法则是一种有前途的发展方向 and 可行的技术途径.

解决战场态势评估需要从不完全、不确定或者不精确的输入数据和知识库数据中做出合适的推理,因此,不确定、不完全知识的表示方法和推理过程是实现战场态势评估的关键所在^[4].

近年来,许多学者对态势评估技术进行了较为系统、深入的研究,并取得了许多阶段性进展^[5],目前主要方法有神经网络^[6]、模糊逻辑^[7]、遗传算法^[8]以及基于知识的表示和推理等方法.神经网络具有很好的自适应能力、自学习、高度线性和非线性映射,主要用于威胁假定和态势支持的偏好识别,缺点是训练样本的获取存在困难,输出结果难以解释^[9].而基于知识的表示推理方法是目前使用最多的方法,包括专家系统、黑板模型、逻辑模板匹配和贝叶斯网络推理等技术^[10].

贝叶斯网络是人工智能中非精确知识表达与推理领域的研究热点,也是解决战场态势评估问题的有力工具之一.它是一种用网络拓扑结构表示客观随机事件的因果关系,以贝叶斯概率理论为基础的不确定性推理方法^[11].贝叶斯网络的思想符合人类思考、理解、学习和抽象的过程,且具有很严密的数学依据和理论基础^[12].根据数据进行贝叶斯网络学习,确定贝叶斯网络结构,是使用贝叶斯网络进行事件推理的基础.而贝叶斯网络结构的确定是一个 NP-hard 问题,智能优化算法是解决 NP-hard 问题的有效途径.

与此同时,现有的贝叶斯网络存在着局限性,即其没有考虑原因节点影响结果节点的滞后时间,从而只适用于静态分析,并且对主观判断的依赖性也较强,因此有很多学者应用不同的改进策略来完善

贝叶斯网络.文献[13]提出了基于贝叶斯网络的博弈融合态势评估方法,利用博弈论在研究局中人在冲突与合作问题方面的优势,结合贝叶斯网络的原理,弥补了传统融合理论在解决多源信息冲突环境下融合问题的欠缺.

蚁群优化算法是一种模拟蚂蚁群体觅食行为的仿生智能优化算法^[14],该算法通过对蚂蚁复杂的社会行为的研究,提出基于生物信息素的觅食机制,通过蚂蚁间的协作来完成寻优过程^[15-16].蚁群优化算法的并行性、协同性、自组织性、动态性等特点可满足无人作战飞机复杂态势评估的多尺度需求,并能提高复杂作战环境下无人作战飞机态势评估的效率.文献[17]提出用蚁群优化算法的思想来解决合贝叶斯网络学习,但是仍存在参数设置和局部最优的问题.为了克服蚁群优化的贝叶斯网络学习的缺点,文献[18]提出了一种基于条件独立测试和蚁群优化贝叶斯网络结构的学习算法,不仅能够利用约束知识减小搜索空间,还能将约束知识作为启发性知识来指引随机搜索过程.

本文设计了一种用于复杂作战环境下基于模糊规则和动态蚁群-贝叶斯网络的无人作战飞机态势评估方法,用于解决大规模的贝叶斯网络学习问题.然后利用模糊逻辑对蚁群-贝叶斯网络算法进行改进,将专家经验输入化为模糊语言和规则的形式,克服了单纯使用蚁群-贝叶斯网络的不足,能够很好地反应无人作战平台的行为能力等级,增加了态势评估的智能化程度,其工程实用性也得到了很好的提高.最后,在所开发的软件平台上,对所设计的混合方法进行了系列仿真验证.

1 蚁群优化数学模型

模仿蚂蚁的这种行为方式,在求解类似 TSP 等优化问题时,随机定义 m 只人工蚂蚁的起始点,每只蚂蚁的状态更新公式如式(1),直到最终到达目标点^[16].蚂蚁状态转换规则为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta} & j \in \text{allowed}_k; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: allowed_k 表示蚂蚁个体 k 下一步所允许选择的节点, α 为信息启发式因子, β 为期望启发式因子, $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数:

$$\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}.$$

式中: d_{ij} 表示边 (i, j) 的代价.每一次迭代中,蚂蚁在各路径上的生物信息素的更新规则为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t).$$

式中: $0 < \rho < 1$, 是蚂蚁产生的生物信息素挥发因子, 随着时间的推移, 原有信息将会减弱.

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t),$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过边 } (i, j); \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

式中: m 表示蚁群的总数, Q 表示信息素强度, L_k 表示第 k 只蚂蚁在一次循环中所走路径的总代价.

2 基于模糊规则和动态蚁群-贝叶斯网络的态势评估

2.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一种因果推理网络, 其网络结构 $G = (V, E)$ 是一个有向非循环图, E 代表节点之间有向边的集合, 定义节点集 $V = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. 每个节点 x_i 相应的条件分布为 $P(x_i | P_a(x_i))$, $P_a(x_i)$ 表示 x_i 的父节点集. 根据贝叶斯公式, 所有节点的联合概率 $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 可表示为^[10]

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | P_a(x_i)).$$

2.2 贝叶斯网络学习

贝叶斯网络的结构反映了在节点之间的概率性的相互联系(相同数据的分配)以及关于有条件的独立性的判断集合^[19]. 在过去 10 年中, 人们提出了很多关于贝叶斯网络结构学习的算法. 实际上, 其具有 2 个基本的实现机制. 一种方法基于约束^[20-21], 认为学习过程实为约束满足问题, 并且通过测量有条件的独立关系构筑了网络结构; 另一种为打分搜索方法^[17], 将学习问题看作结构优化问题, 即用打分机制来评价每一个候选网络结构, 然后找出得分最高的网络结构. 虽然相比之下前一种方法的实现较为简单, 但是其高阶的测试极为复杂, 并且是不可靠的. 此外, 学习模型的精确度也很难得到保障, 因此, 打分搜索方法渐渐成为一种常用的解决贝叶斯网络学习的方法.

在贝叶斯网络中每个节点的父节点 $P_a(x_i) = \{x_k : k \in \Phi(i)\}$ 仅选自节点序列中在当前节点之前的节点集, 也就是说, $\Phi(i) \subset \{1, 2, \dots, i-1\}$ (i 表示当前节点的序号), 对每个节点 x_i , 其可能的父节点集数为 2^{i-1} . 此外, 当节点次序未知时, 一个带有 n 个节点的贝叶斯网络的可能结构有 $2^{n(n-1)/2}$ 种^[18]. 在这种情况下, 该贝叶斯网络结构的复杂度为 $n! 2^{(n(n-1)/2)}$. 显然, 在 n 很大的情况下很难用打分

的方法通过遍历搜索来找出全局最优解. 近年来, 研究者提出了一些有效的算法来求取贝叶斯网络结构的全局最优解, 但这些算法都必须知道节点次序的条件限制, 使得其不适合求解缺乏完备节点次序的贝叶斯网络结构. 随着随机搜索技术的发展, 为解决以上问题提供了有效并且可行的方法.

2.3 蚁群-贝叶斯网络的打分函数

随着蚁群优化算法框架的渐渐成熟, 它也被成功地应用到很多不同的领域, 譬如数据挖掘、机器学习、路径规划以及任务分配等. 而蚁群-贝叶斯网络则是一种贝叶斯网络学习的打分搜索方法, 其中心思想是利用 K_2 机制作为打分机制^[17]. 打分机制就是引入相应的打分函数 $f(G: D)$, 由它来评价每个候选贝叶斯网络 G 与数据集 D 的拟合程度, 贝叶斯网络学习问题就转化为根据打分函数寻找最好的贝叶斯网络这一优化问题^[17-18]. 打分函数可以分解为

$$f(G: D) = \sum_{i=1}^n f(x_i, P_a(x_i) : N_{x_i, P_a(x_i)}).$$

式中: $N_{x_i, P_a(x_i)}$ 是数据集 D 中变量 x_i 、 $P_a(x_i)$ 取值情况的统计值.

K_2 算法的打分机制表达式可表示为

$$P(G, D) =$$

$$P(G) \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} N_{ijk}!$$

式中: r_i 表示数据集中 x_i 可能取值的个数; q_i 表示父节点取同一组值的个数; N_{ijk} 表示 x_i 取第 k 个值时, 父节点取第 j 组值的个数; $N_{ij} = \sum_{k=1}^{r_i} N_{ijk}$ 表示 x_i 取遍所有值时, 父节点取第 j 个值的个数.

假设先验分布 $P(G)$ 为相同的, 那么打分值只取决于数据集当中 x_i 和 $P_a(x_i)$ 的统计值^[20-23]. 每个节点 x_i 的 K_2 打分值为

$$f_{K_2}(x_i, P_a(x_i) : N_{x_i, P_a(x_i)}) = \sum_{j=1}^{q_i} \left(\log \left(\frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \right) + \sum_{k=1}^{r_i} \log(N_{ijk}!) \right).$$

在求解完每个节点的打分值后, 贝叶斯网络 G 对应的 K_2 打分值即为每个节点打分值的总和:

$$f_{K_2}(G: D) = \sum_{i=1}^n f_{K_2}(x_i, P_a(x_i) : N_{x_i, P_a(x_i)}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} \left(\log \left(\frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \right) + \sum_{k=1}^{r_i} \log(N_{ijk}!) \right).$$

2.4 蚁群-贝叶斯网络学习机制

为了用蚁群优化算法构造贝叶斯网络, 必须给出以下定义: 一个对问题的合理表述、一个帮助引导蚂蚁的启发信息 η_{ij} 、一种更新路径信息素 τ_{ij} 的方法

以及使蚂蚁移动到下一步的概率准则 p 。

设该蚁群有 m 只蚂蚁,在 t 时刻,信息素强度 τ_{ij} 与有向边 $x_i \leftarrow x_j$ 有关,而每条边的初始信息素强度均为常数 C ,即 $\tau_{ij}(0) = C$ 。如图 1 所示,使用增量式的方法构筑网络,定义 G_0 为初始状态, G_h 表示当前状态有 h 条边^[17],在算法中蚂蚁不断从当前某状态 G_h 增加一条有向边 $x_i \leftarrow x_j$ 从而到达新的状态 G_{h+1} ,即 $G_{h+1} = G_h \cup \{x_i \leftarrow x_j\}$ 在终止状态时,已找不到新的边使 G 所对应的贝叶斯网络打分值更高^[24]。

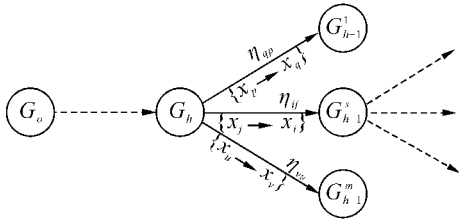


图1 蚂蚁构造贝叶斯网络过程

Fig. 1 The process of ant's constructing Bayesian network

按照 K_2 打分制,蚁群的启发信息可表述为^[17]

$$\eta_{ij} = f_{K_2}(x_i, P_a(x_i) \cup \{x_i\}) - f_{K_2}(x_i, P_a(x_i)).$$

常见的信息素更新规则可分为全局和局部 2 种方式。

1) 全局更新规则。当网络结构为当前最好解时,进行全局更新,增加解中边所对应的信息素。全局更新规则公式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho_1) \tau_{ij}(t) + \rho_1 \Delta \tau_{ij}(t).$$

式中: ρ_1 表示全局信息素挥发系数; $\Delta \tau_{ij} = 1/f$, f 是当前解对应的打分函数的绝对值。

2) 局部更新规则。局部更新则是对蚁群算法得到的每个解进行更新。局部更新规则公式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho_2) \tau_{ij}(t) + \rho_2 \tau_0.$$

式中: ρ_2 表示局部信息素挥发系数,且一般情况下 $\rho_2 \neq \rho_1$; τ_0 为一个与初始解相关的常数。

网络边的选择规则:选择某条边 $x_r \leftarrow x_l$ 时,必须满足:

$$r, l = \begin{cases} \max_{i,j \in F_G} \{ \tau_{ij}(\eta_{ij})^\lambda \}, & q \leq q_0; \\ I, J, & \text{其他.} \end{cases}$$

式中: F_G 是所有候选边的集合, λ 用来调节启发信息; q 是处于 $[0, 1]$ 内的随机数, q_0 用来调节信息素对边选择影响的重要性。

为了提高解的精度,本算法中采用试探法,在结果中随机增加、删除、反转某条边,如果某次操作出现了环,则相应地删除或反转环中的另一条边。在操作完成后,计算新解的打分值,如果好于原解打分值,则保留新解,否则保留原来的解。由于该算法采

用了基于蚁群优化的随机搜索机制,因此可以找到全局最优解,并且该解的质量也比许多确定搜索算法求得的解要好得多。然而,该算法也存在 2 个不足之处,即其迭代次数太大以及收敛时间过长。而主要因为,如果该算法不经过候选解空间的话,蚂蚁有可能找到不在最优解里面的有向线段。即蚁群-贝叶斯网络有可能找到一些没用的解的组合,从而使得搜索空间变大并且浪费了运行时间。

2.5 基于模糊策略的动态蚁群-贝叶斯网络

得到贝叶斯网络结构以后,可以用贝叶斯网络结构进行推理。考虑到贝叶斯网络应用于态势评估的优点,文献[25]研究了基于贝叶斯网络推理模型的推理算法,并构建了战场威胁源态势评估算法,实时给出了定量的评估结果。Reichard^[26]运用态势评估研究了一种平台健康状况的感知方法,并利用基于行为的智能控制器设计了自主决策器。

2.5.1 信息传播算法

如图 2 所示,基本的贝叶斯网络结构包含节点 X ,父节点 U 和 m 个子节点 Y_1, Y_2, \dots, Y_m 。

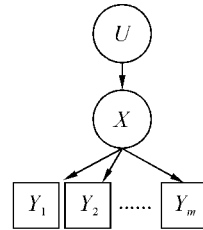


图2 贝叶斯网络结构

Fig. 2 The structure of Bayesian network

用 Bel 表示节点 X 的置信度值, λ 表示子节点的诊断概率, π 表示因果概率。

在贝叶斯网络中,每一个节点在接受到新信息时更新自身信度,进而将自身信度更新的影响向其他节点传播,具体步骤如下:

1) 根据新获取的信息更新本节点的置信度。

$$Bel(x) = \alpha \lambda(x) \pi(x), \lambda(x) = \prod_j \lambda_{Y_j}(x),$$

$$\pi(x) = \pi_X(u) \times M_{X|U}.$$

2) 自底向上更新。

$$\lambda_X(u) = \lambda(x) \times M_{X|U}.$$

3) 自顶向下更新。

$$\pi_{Y_j}(x) = \alpha \pi(x) \mid \prod_{k \neq j} \lambda_{Y_k}(x).$$

式中: $\pi_X(u)$ 表示因果预测概率, $\lambda_{Y_k}(x)$ 表示 Y_k 到 X 的事件诊断概率;且 $\sum_x Bel(x) = 1$ 。例如,按照所提出的蚁群-贝叶斯网络建模步骤,无人作战飞机评估节点可以用 3 个状态来描述:自毁、放弃和攻击。因此,利用以上的推理规则可得到形如 $Bel = (0.6, 0.3,$

0.1)的评估结果(3个数依次表示自毁、放弃和攻击的概率)。

2.5.2 模糊策略在蚁群-贝叶斯网络上的应用

传统贝叶斯网络给出的概率表达不适用于高动态和复杂战场条件下的无人作战飞机态势评估。本文利用模糊逻辑对蚁群-贝叶斯网络算法进行改进,结合基于模糊规则的专家经验输入机制,无人作战飞机决策评估推理采用如下形式的规则:

- 1) 如果决策结果是自毁,那么 q 值较小;
- 2) 如果决策结果是规避,那么 q 值中等;
- 3) 如果决策结果是攻击,那么 q 值较大。

令规则条件部分的隶属度为相应态势评估的结果,规则结论部分(加权因子)采用“倒三角形”隶属度函数,如图3所示。

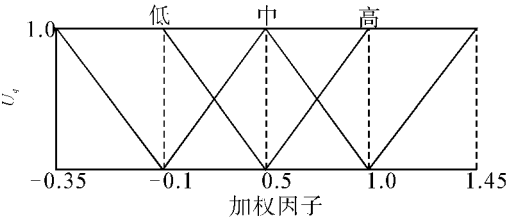


图3 加权因子的“倒三角形”隶属度函数
Fig. 3 The inverted triangle membership function of weighting factor

令条件部分的隶属度等于贝叶斯的态势评估结果的概率值,用每条规则条件部分的隶属度对结论部分中每个模糊变量的隶属函数分别进行裁剪。通过裁剪操作,对隶属函数进行加权叠加,得到阴影部分的质心位置 q_i^c 和面积 $A_i, i=1,2,\cdots$ 。

在态势评估中,每个威胁源重要性程度的加权因子为

$$q = q^c \times A.$$

假定评估结果为

$$Bel = (0.6, 0.1, 0.3).$$

根据权值的模糊推理过程,得到加权因子 q_1 的隶属函数被 Bel 裁减叠加以后的图形如图4所示。

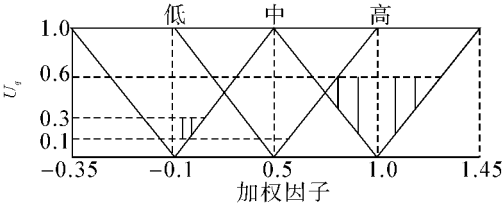


图4 “倒三角形隶属函数”下被 Bel 裁减以后的 q_1 隶属函数
Fig. 4 The q_1 membership function by Bel reduction with inverted triangle membership function

在此基础上,算得的 $q_1^s = 0.1847$, 即 $Bel = (0.6, 0.1, 0.3)$ 量化后对应的威胁度为 $q = 0.1847$ 。量化的评估值 q 反映了评估趋势,其值越大,越倾向于攻击,反之,越倾向于自毁。

3 基于模糊规则和动态蚁群-贝叶斯的无人作战飞机态势评估

按照所提出的模糊动态蚁群-贝叶斯网络建模步骤,影响无人作战飞机决策的主要因素包括威胁级别、天气条件、推进及发动机状态、机体与舵面状态、燃油、武器装备、航电设备和通讯状态等,本文用3个状态来描述无人作战飞机评估节点的状态:自毁、放弃和攻击。表1给出了对应各节点的状态定义来研究无人作战飞机评估问题,即给定战场态势信息与本机状态信息,由态势评估模块给出评估:自毁、返回、攻击。

表1 节点及状态定义
Table 1 Node status definition

节点编号	节点随机变量	状态定义			
		1	2	3	4
1	评估结果	自毁	返回	攻击	—
2	油量	较充足	充足	不足	—
3	平台对抗能力	好	中	差	—
4	威胁级别	高	中	低	—
5	威胁类型	雷达	导弹	高炮	—
6	相对位置	只存在方位关系	范围外	边缘	范围内
7	飞行条件	好	中	差	—
8	动力系统	好	中	差	—
9	机身和控制面	正常	部分损坏	失效	—
10	武器状态	较好	好	差	较差

续表 1

节点编号	节点随机变量	状态定义			
		1	2	3	4
11	航电设备	正常	部分工作	失效	—
12	推进系统	正常	部分工作	失效	—
13	发动机	正常	较正常	部分工作	失效
14	机体结构	正常	部分损坏	严重损坏	—
15	控制面	正常	部分工作	失效	—
16	GNC 系统	正常	部分工作	失效	—
17	通讯系统	正常	部分工作	失效	—
18	其他设备	正常	部分工作	失效	—

基于上述节点和状态定义,只要给出训练数据,就能利用模糊动态蚁群-贝叶斯网络算法找出最优的网络结构,避免人为给定网络结构的主观性. 给定训练数据,根据蚁群-贝叶斯算法计算出的最优网络结构如图 5 所示.

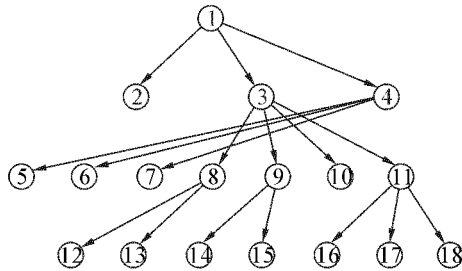


图 5 模糊动态蚁群-贝叶斯得到的最优网络结构
Fig. 5 The optimized network structure by hybrid fuzzy rules and dynamic ant colony-Bayesian network

图 6 和图 7 分别给出了复杂战场环境下的无人作战飞机态势评估系统中本文所研究的模糊动态蚁群-贝叶斯算法的图形化建模工具和作战态势评估结果.

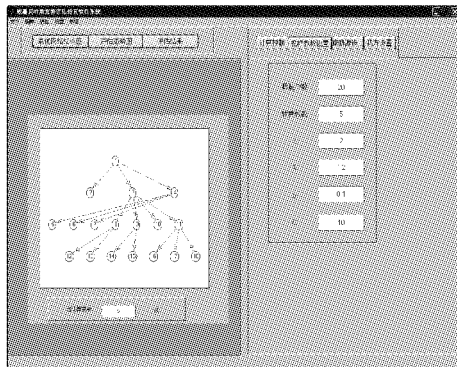


图 6 基于模糊规则和动态蚁群-贝叶斯态势的图形化建模工具
Fig. 6 The graphical modeling tool based on hybrid fuzzy rules and dynamic ant colony-Bayesian network

将图 7 中粗线框住的部分评估结果整理如表 2.

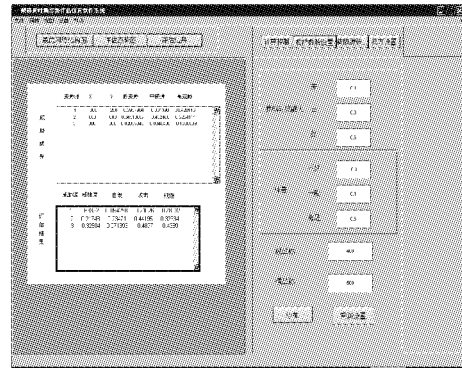


图 7 基于本文方法的无人作战飞机作战态势评估结果
Fig. 7 The UCAV combat situation assessment results by using the proposed method

表 2 态势 1 威胁度评估结果

Table 2 The situation assessment results of the threat in Case 1

威胁源	蚁群-贝叶斯网络得到的置信度			模糊处理后的威胁度 q
	自毁	规避	攻击	
1	0.009 425 8	0.210 26	0.780 32	0.633 22
2	0.234 710	0.441 95	0.323 34	0.217 48
3	0.325 040	0.489 70	0.438 90	0.325 04

在表 2 中,置信度由蚁群-贝叶斯网络提出的评估模型可以得到,威胁度 q 可由 3.5.2 的模糊策略模型得出. 从表 2 的结果可知,对于不同的威胁源得到的置信度为各不相同三位向量,这就导致了没有一个统一的标准来衡量和比较各个威胁源的威胁程度. 经过模糊处理后,得到的度量 q 便能很好地解决这个问题,即用惟一的一个“威胁度”来比较不同威胁源的威胁程度. 在表 2 中,威胁源 1 的攻击概率最大,此时模糊处理后的威胁度 q 也同样很大,这与 3.5.2 中提出的设想是相一致的. 同时,经过比较 q 易知威胁源 1 的威胁度也是最大的,比较的意义在

于,若在实际战场中同时存在这3种威胁源,那么威胁源1对己方造成的威胁无疑是最大的,从常识上来判断,必须先攻击威胁源1.

4 仿真验证

通过根据蚁群-贝叶斯算法得到的最优网络结构,可进一步用该网络结构对无人作战飞机评估问题

进行推理、验证.假定在预先没有任何情报信息的情况下,设定评估变量的先验信息为 $\pi=(0.3,0.4,0.3)$,这反映了预估者信息的匮乏所导致的对可能性估计不充分,认为各种情况的可能性均相近.对应于图5所示的网络结构,表3和表4分别给出了在不同起始状态和输入下的无人作战飞机态势评估结果.

表3 态势1评估结果

Table 3 The situation assessment results of case 1

输入诊断概率 λ	蚁群-贝叶斯网络 得到的置信度 (自毁,返回,攻击)	模糊处理后的 威胁度 q	输入诊断概率 λ	蚁群-贝叶斯网络 得到的置信度 (自毁,返回,攻击)	模糊处理后的 威胁度 q
$\lambda_2=(0.1,0.1,0.8)$			$\lambda_{12}=(0.2,0.7,0.1)$		
$\lambda_5=(0.1,0.1,0.8)$	(0.000 2,		$\lambda_{13}=(0.1,0.6,0.2,0.1)$	(0.000 2,	
$\lambda_6=(0.1,0.1,0.8)$	0.998 3,	0.548 1	$\lambda_{14}=(0.1,0.5,0.4)$	0.998 3,	0.548 1
$\lambda_7=(0,0,0,1)$	0.001 5)		$\lambda_{15}=(0.2,0.6,0.2)$	0.001 5)	
$\lambda_{10}=(0.1,0.6,0.1,0.1)$			$\lambda_{16}=(0.5,0.4,0.1)$		

表4 态势2评估结果

Table 4 The situation assessment results of case 2

输入诊断概率 λ	蚁群-贝叶斯网络 得到的置信度 (自毁,返回,攻击)	模糊处理后的 威胁度 q	输入诊断概率 λ	蚁群-贝叶斯网络 得到的置信度 (自毁,返回,攻击)	模糊处理后的 威胁度 q
$\lambda_2=(0.1,0.1,0.8)$			$\lambda_{13}=(0.1,0.1,0.3,0.5)$		
$\lambda_5=(0.1,0.1,0.8)$			$\lambda_{14}=(0.1,0.1,0.8)$		
$\lambda_6=(0.1,0.1,0.8)$	(0.000 0,		$\lambda_{15}=(0.1,0.2,0.7)$	(0.000 0,	
$\lambda_7=(0,0,0,1)$	0.000 1,	0.999 8	$\lambda_{16}=(0.1,0.2,0.7)$	0.000 1,	0.999 8
	0.999 9)		$\lambda_{17}=(0.1,0.3,0.6)$	0.999 9)	
$\lambda_{10}=(0.1,0.6,0.1,0.1)$			$\lambda_{18}=(0.1,0.3,0.6)$		
$\lambda_{12}=(0.1,0.2,0.7)$					

λ 表示每一个叶节点的诊断概率,例如, $\lambda_2=(0.1,0.1,0.8)$ 表示油量处于较充足的概率为80%,充足和不足的概率均为10%,依次类推 λ_5 、 λ_6 、 λ_7 、 λ_{10} 、 λ_{12} 、 λ_{13} 、 λ_{14} 、 λ_{15} 、 λ_{16} 、 λ_{17} 、 λ_{18} 表示无人机其他状态的诊断概率.表3中的输入表明,无人作战飞机各个状态处于中等的概率较高,因此,给出的评估是返回.表4中的输入表明,无人作战飞机各部分均以较高概率处于较好状态,因此,给出的评估是攻击.上述评估结果与专家经验相吻合,从而验证了所提出的模糊动态蚁群-贝叶斯算法的可行性和有效性.

5 结束语

本文将贝叶斯网络算法与蚁群优化结合,用于解决大规模的贝叶斯网络学习问题;同时利用模糊

逻辑对评估算法进行改进,采用基于模糊规则的专家经验作为贝叶斯网络的输入,基于概率向量给出单值评估结果.在贝叶斯网络学习过程中,给出无人作战飞机不同时刻的行为能力等级评价.最后通过系列仿真实验验证了所提方法的可行性和有效性,为解决复杂动态战场环境下的无人作战飞机信息感知和态势评估问题提供了一条新的可行技术途径.

参考文献:

[1] NIKOLOS I K, VALAVANIS K P, TSOURVELOUDIS N C, et al. Evolutionary algorithm based offline/online path planner for UAV navigation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B:2003, 33(6): 898-912.
[2] 罗德林,段海滨,吴顺祥,等.基于启发式蚁群算法的协同多目标攻击空战决策研究[J].航空学报,2006,27

- (6): 1166-1170.
- LUO Delin, DUAN Haibin, WU Shunxiang, et al. Research on air combat decision-making for cooperative multiple target attack using heuristic ant colony algorithm[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2006, 27(6): 1166-1170.
- [3] 段海滨, 丁全心, 常俊杰, 等. 基于并行蚁群优化的多UCAV任务分配仿真平台[J]. *航空学报*, 2008, 29(suppl.): 192-197.
- DUAN Haibin, DING Quanxin, CHANG Junjie, et al. Multi-UCAVs task assignment simulation platform based on parallel ant colony optimization[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2008, 29(suppl.): 192-197.
- [4] ACID S, De CAMPOS L M. A hybrid methodology for learning Bayesian networks: Benediet[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2001, 27(3): 235-262.
- [5] MENG G L, GONG G H. Algorithm of battlefield situation assessment based on Bayesian network and rough set theory[C]//*Proceedings of the 2008 Asian Simulation Conference*. Beijing, China, 2008: 776-779.
- [6] JAN T. Neural network based threat assessment for automated visual surveillance[C]//*IEEE International Joint Conference on Neural Networks*. Sydney, Australia, 2004, 2: 1309-1312.
- [7] HINMAN M L. Some computational approaches for situation assessment and impact assessment[C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion*. New York, USA, 2002: 687-693.
- [8] GONSALVES P G, BURGE J E, HARPER K A. Architecture for genetic algorithm-based threat assessment[C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion*. New York, USA, 2003: 965-971.
- [9] 康长青, 郭立红, 罗艳春, 等. 基于模糊贝叶斯网络的态势威胁评估模型[J]. *光电工程*, 2008, 35(5): 2-5.
- KANG Changqing, GUO Lihong, LUO Yanchun, et al. Model of situation and threat assessment based on fuzzy Bayesian network[J]. *Opto-electronic Engineering*, 2008, 35(5): 2-5.
- [10] DAS S, GREY R, GONSALVES P. Situation assessment via Bayesian belief networks[C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion*. Cambridge, USA, 2002: 664-671.
- [11] PEDRO L, CINDY M H K, ROBERTO H M. Learning Bayesian network structures by searching for the best ordering with genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A*. 1996, 26(4): 487-494.
- [12] COOPER G F. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. *Machine Learning*, 1992, 9: 309-347.
- [13] 周志强, 张晓燕. 基于贝叶斯网络的博弈融合态势评估方法[J]. *计算机与数字工程*, 2008, 36(10): 17-19.
- ZHOU Zhiqiang, ZHANG Xiaoyan. Situation assessment of information fusion based on Bayesian networks[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2008, 36(10): 17-19.
- [14] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B*: 1996, 26(1): 1-13.
- [15] BONABEAU E, DORIGO M, THERAULAZ G. Inspiration for optimization from social insect behavior[J]. *Nature*, 2000, 406(6): 39-42.
- [16] 段海滨, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 12-15.
- [17] LUIS M C, JUAN M F, JOSE A G, et al. Ant colony optimization for learning Bayesian networks[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2002, 31(3): 291-311.
- [18] JI Junzhong, ZHANG Hongxun, HU Renbing, et al. A Bayesian network learning algorithm based on independence test and ant colony optimization[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(3): 281-288.
- [19] PINTO P C, NAGELE A, DEJORI M, et al. Learning of Bayesian networks by a local discovery ant colony algorithm[C]//*Proceedings of the 2008 IEEE World Congress on Computational Intelligence*. Hong Kong, China, 2008: 2741-2748.
- [20] De CAMPOS L M, HUETE J F. A new approach for learning belief networks using independence criteria[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2000, 24(1): 11-37.
- [21] CHENG J, GREINER R, KELLY J, et al. Learning Bayesian networks from data: an information theory based approach[J]. *Artificial Intelligence*, 2002, 137(1/2): 43-90.
- [22] GUARRO S, YAU M. On the nature and practical handling of the Bayesian aggregation anomaly[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2009, 94(6): 1050-1056.
- [23] LEE J Y, IM S M, LEE J J. Bayesian network-based non-parametric compact genetic algorithm[C]//*Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Industrial Informatics*. Daejeon, Korea, 2008: 359-364.
- [24] DUAN H B, SHAO S, SU B W, et al. New development thoughts on the bio-inspired intelligence based control for unmanned combat aerial vehicle[J]. *Science China Technological Sciences*, 2010, 53(8): 2025-2031.
- [25] KLEIN G A, CALDERWOOD R, MACGREGOR D. Critical decision method for eliciting knowledge[J]. *IEEE*

Transactions on Systems, Man and Cybernetics—part, 1989, 19(3): 462-472.

- [26] REICHARD K M. Integrating self-health awareness in autonomous systems[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2004, 49: 105-112.

作者简介:



段海滨,男,1976年生,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为无人机自主飞行控制与智能决策、计算机仿生视觉等。主持国家自然科学基金项目4项、国家“863”计划5项、航空科学基金3项、北京市科技新星计划等课题。作为第一完成人获省部级科技成果一等奖、二等奖、三等奖各1项,发表学术论文60余篇,其中40余篇被SCI检索。



马冠军,男,1983年生,工程师,主要研究方向为无人飞行器自主飞行控制与智能决策、软件测试等。曾获国防科学技术进步三等奖,发表学术论文7篇。



赵振宇,男,1971年生,高级工程师,博士,主要研究方向为无人机任务决策与智能信息处理。曾获国防科学技术进步奖10余项,发表学术论文16篇。

第10届中国智能机器人学术会议征文通知

由中国人工智能学会智能机器人专业委员会主办、山河智能装备集团和中南大学承办的第10届中国智能机器人学术会议将于2013年11月1日—3日在长沙举行,大会组委会热忱欢迎从事智能控制与智能机器人研究、应用与开发的教师、学者、科技工作者和学生参加本次大会。现将大会征文范围和有关日期通知如下。

1. 征文范围(但不限于)

- 机器人理论与控制技术
- 人工智能与智能控制技术
- 智能机器人体系结构及实现方法
- 机器学习、算法与知识工程
- 基于网络的机器人结构与控制 · 机器人传感技术、智能传感器
- 多智能体系统理论与应用
- 多传感器集成与信息融合
- 移动机器人及自主导航技术
- 机器视觉、图像处理与模式识别技术
- 机器人同时定位与地图创建(SLAM)
- 机器人结构设计及计算机仿真技术
- 嵌入式计算机技术
- 无线通信网络技术
- 服务机器人、特种机器人
- 足球机器人、仿生(人)机器人
- 信息获取与数据挖掘
- 智能机器人的应用

2. 重要日期

- 投稿截止日期:2013年4月30日
- 录用通知日期:2013年5月31日
- 修改定稿日期:2013年6月15日

3. 稿件要求

论文必须未公开发表过,每篇论文的篇幅(含图、表)一般不超过6000字。录用论文在《华中科技大学学报》(自然科学版)刊登。论文包括题目、作者姓名、作者单位信息、中英文摘要、关键词、正文、参考文献、作者简介和E-mail地址。稿件要求访问《华中科技大学学报》主页:<http://xb.hust.edu.cn>上的“投稿须知”栏目。

4. 投稿方式

- 投稿方式:稿件用word电子文档发送到:liwei0828@mail.hust.edu.cn(李炜 副教授)
- 联系电话:027-87556242(办),18971142368(移动)
- 投稿时请在稿件末尾的作者简介中注明作者的电话,以便联系。