基于 MFO-HTN 的超视距空战战术机动组合规划

闫孟达，俞利新*，左家亮，张　滢，胡东愿，岳龙飞，杨任农
（空军工程大学空管领航学院，西安，710051）

摘要　针对超视距空战机动决策问题，提出基于战术机动组合的超视距空战决策模型。首先，利用参数化语言将超视距空战机动描述为两种典型形式，作为超视距空战战术的基本战术动作。其次，引入层次任务规划网络（HTN）模型，利用空空导弹攻击区描述空战态势，构建带参数的空战 HTN 模型。最后，将机动时间、可发射距离、可发射时间作为目标函数，构建多目标优化模型，采用飞蛾扑火算法对 HTN 网络参数进行优化求解。仿真实验表明，飞蛾扑火算法能够快速解算当前态势下的最优参数，所得到的空战战术机动序列能够达到战术目的。该算法模型可以为飞行员提供辅助决策，也为研究智能超视距空战提供了新的思路。

关键词　超视距空战；层次任务网络；飞蛾扑火；机动；优化
DOI　10.3969/j.issn.2097-1915.2022.04.003
中图分类号　TJ760；V271.4　　**文献标志码**　A　　**文章编号**　2097-1915(2022)04-0014-06

Beyond-Visual-Range Air Combat Maneuver Combination Planning Based on MFO-HTN

YAN Mengda, YU Lixin*, ZUO Jialiang, ZHANG Ying, HU Dongyuan, YUE Longfei, YANG Rennong
(Air Traffic Control and Navigation School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract　In view of beyond-visual-range air combat maneuver decision-making, an air combat decision-making model based on tactical maneuver combination is proposed. Firstly, the beyond-visual-range air combat maneuver is described as two typical forms with the parametric language being as a basic action of beyond-visual-range air combat. Secondly, the Hierarchical Task Network (HTN) model is introduced, and the air-to-air missile attack zone is utilized for describing the air combat situation to construct an air combat HTN model with parameters. Finally, taking maneuvering time, launchable distance, and launchable time as objective functions, a multi-objective optimization model is constructed, and the moth-flame algorithm is used to optimize and solve the HTN network parameters. The experiments show that the moth-flame algorithm can quickly solve the optimal parameters in the current situation, and the obtained air combat tactical maneuver sequence can achieve the tactical purpose. The algorithm model in this paper can provide pilots with auxiliary decision-making, and also provide new ideas for studying intelligent beyond-visual-range air combat.

收稿日期：2022-03-22
基金项目：国家自然科学基金(62106284)
作者简介：闫孟达(1996－)，男，山东潍坊人，博士生，研究方向为智能博弈。E-mail：yanmd1@163.com.
通信作者：俞利新(1976－)，男，江苏南通人，高级实验师，研究方向为作战规划和作战评估技术。E-mail：corresylx@163.com

引用格式：*闫孟达，俞利新，左家亮，等. 基于 MFO-HTN 的超视距空战战术机动组合规划[J]. 空军工程大学学报，2022，23(4)：14-19.*
YAN Mengda, YU Lixin, ZUO Jialiang, et al. Beyond-Visual-Range Air Combat Maneuver Combination Planning Based on MFO-HTN[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2022, 23(4): 14-19.

Key words　beyond-visual-range air combat；hierarchical task network；moth-flame；maneuver；Optimization

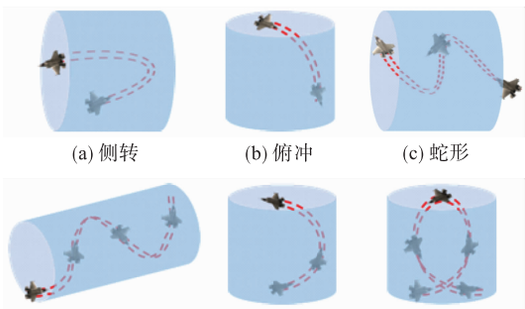
空战机动决策一直是军事领域的热点问题之一。空战机动决策的研究方法主要有专家系统[1-2]、矩阵对策[3-5]、优化理论[6]、模糊推理[7-8]和人工智能[9-14]等方法。文献[1～2]在专家系统的基础上结合滚动时域、模糊规则等方法，解决专家系统不够灵活、不可拓展的问题。矩阵对策法需要对当前态势进行准确建模，从而求得当前时刻的最优对策，而超视距空战决策周期长，且态势难以用数学公式准确描述，因此并不适用。文献[6]提出多目标优化结合强化学习的方法，先通过多目标优化得到可行集，再通过强化学习寻找最优解。辛辛那提大学提出遗传模糊树[7]，开发了 ALPHA 空战机器人，并击败了人类飞行员，是空战决策领域最具代表性的成果之一。近年来，随着人工智能浪潮的兴起，越来越多的研究人员开始探索强化学习在空战决策问题上的应用[8-14]。尤其是 DARPA 在 2020 年举办的“阿尔法”空中格斗竞赛[15]，基于强化学习的空战智能体大比分战胜了人类飞行员，展示了智能空战的巨大研究潜力。

以上研究推动了空战决策的自动化和智能化，目前关于近距格斗的研究比较成熟，相对而言，关于超视距空战智能决策的研究并不充分，超视距空战决策的研究难度主要体现在 3 个方面：一是现有研究对空战态势的描述大多还是基于优势函数，如角度优势函数、距离优势函数、能量优势函数等，此类函数无法准确描述超视距空战的态势；二是两者的核心问题不同，近距空战要求在短时间内抢占发射位置，对瞬时大机动的能力要求较高，而超视距空战更关注“机动时机”问题，根据双方相对距离等态势要素决策何时开始机动、机动多长时间、何时发射导弹以及如何规避导弹等问题；三是相比于近距空战，超视距空战决策周期长、决策边界不清晰，这使强化学习方法很难训练出可解释和可接受的超视距空战智能体。

而现代空战最主要的形态是超视距空战，因此当前急需研究高效、合理的超视距空战决策方法。本文针对超视距空战机动决策问题，提出基于战术机动组合的规划方法，引入层次任务网络（hierarchical task network，HTN），并通过多目标优化算法对其进行参数优化，仿真结果表明该方法能够输出高效的超视距空战战术执行序列。

1　超视距空战机动描述

空战战术机动动作复杂多样，很难一一列举，但复杂的战术动作可以由基础的机动动作组合而成。目前常见的机动动作有两种划分方式，依据操作方式进行划分的操作机动动作[16-17]和依据战术动作理论进行划分的战术机动动作[18]。美国 NASA 研究人员将机动动作划分为 7 类基本操纵机动[19]，分别为：最大加速，最大减速，最大过载爬升，最大过载俯冲，最大过载左转，最大过载右转及稳定飞行。这 7 种基础动作是从飞行员的角度，根据操作控制变量来进行划分。从战术效果角度，可以将 7 类基本动作进行初步的组合实现、归类细化，得到常用的 6 种基本的战术机动动作[19]，如图 1 所示。



(a) 侧转　(b) 俯冲　(c) 蛇形

(d) 桶滚　(e) 半斤斗　(f) 斤斗

图 1　6 种战术机动示意图

其中，侧转和蛇形机动是在水平面的机动，桶滚可以看作是蛇形机动同时进行垂直面的机动，俯冲、斤斗、半斤斗是在垂直面上的机动，而斤斗和半斤斗多用于近距空战，本文暂不考虑。因此，超视距空战机动可以分为两类：“侧转＋垂直面机动”“蛇形＋垂直面机动”。本文用参数化语言来描述这两类机动[20]，侧转机动为一个四元组$\langle\varphi,\eta,\gamma,h\rangle$，其中为转弯角度（°），$\eta$ 为过载（g），γ 为坡度（°），h 为降高（m），表示载机在进行侧转机动的同时完成高度差为 h 的垂直面机动；类似地，蛇形机动为一个六元组$\langle i,t,\varphi,\eta,\gamma,h\rangle$，其中 i 表示蛇形机动中的转弯次数，t 表示每次转弯的时间间隔。当机动参数被指定后，完成此次机动所需要的时间也就确定了。如，侧转机动$\langle 180,4,60,2\ 000\rangle$和蛇形机动$\langle 2,5,120,4,60,2\ 000\rangle$，分别如图 2(a)、(b)所示。

(a) 侧转+俯冲　(b) 蛇形+俯冲

图 2　2 种战术机动示意图

通过以上 2 种类型的机动组合，就可以实现各种复杂的超视距空战战术。

2 基于 HTN 的战术机动组合模型

2.1 层次任务网络规划

HTN 规划的思想与专家求解问题的思维方式十分相似，因而受到广泛的推崇。HTN 规划的基本思想是利用相关领域专业知识，结合专家在实际过程中的相关经验，递归地将复杂的任务网络顺序分解，逐层细化，直到分解成为一个个可以直接独立执行的原子任务为止[21]。以系统给定的初始状态、领域知识、任务目标作为输入，输出完整的、可执行的动作方案。初始状态主要是系统在规划前初始时刻的状态信息；领域知识即指规划域，包括操作集合和方法集合，操作集合主要描述执行动作的前提条件和效果，方法集合是描述任务分解的途径和相关要求；任务目标是任务网络的起点，也是任务分解后进行执行的总目标。动作方案主要是一系列动作，构成了问题的规划解。HTN 规划在任务的表达和分解、任务分派、任务完成上优势比较突出，对任务分解和细化比较符合作战人员的思维模式，利用 HTN 算法及其思想来对军事问题进行规划、求解和执行更容易被理解和接受。

HTN 规划中最关键的部分就是方法集合，以“处方”的形式告诉系统如何对任务进行分解。

2.2 空战 HTN 模型

HTN 规划中的主要元素包括任务、方法和操作。其中，任务表示可分解的任务；操作表示不可分解的原子任务，在本文中为单次机动；方法包括条件和分解方法，具体描述了在何种态势下如何完成任务，是 HTN 规划的关键。在空战 HTN 规划中，“任务”即要执行何种战术，“操作”即单个战术机动，多个战术机动组合完成一个战术，“方法”表示在何种态势下如何建立空战 HTN 网络。

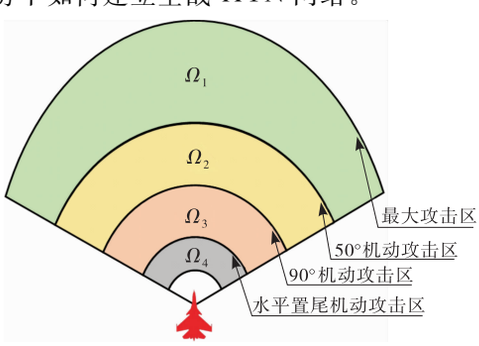


图 3 攻击区划分示意图

在超视距空战中，相对距离和攻击区的关系是进行决策的重要依据。文献[22]提出基于目标机机动的五线攻击区，如图 3 所示，本文在此基础之上，从以下 3 个方面描述空战态势：①敌我相对距离与敌机攻击区的关系；②双方的相对航向；③敌机是否发射导弹。

若某种态势下需要执行“侧转＋侧转＋蛇形机动”的战术组合，则 HTN 规划见图 4。

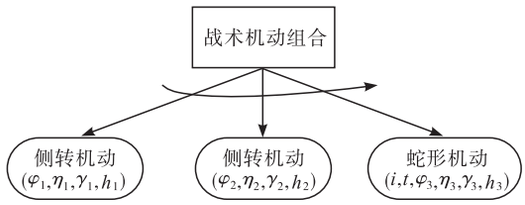


图 4 空战战术机动 HTN 规划示意图

3 GA-HTN 参数优化算法

3.1 优化模型

HTN 规划确定了空战机动的顺序，但与一般 HTN 规划中的操作不同，空战机动由参数确定，且机动和机动之间有一定时间间隔，如图 5 所示，仿真开始后在 t_1 时刻进行机动 1，机动 1 完成后间隔 t_2 进行机动 2，之后间隔 t_3 进行机动 3。

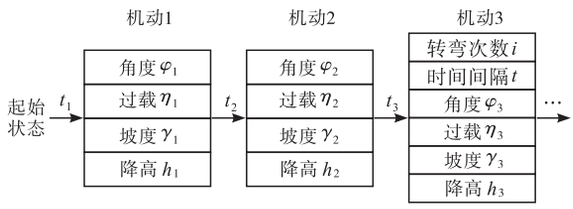


图 5 规划参数序列示意图

在机动参数给定的情况下，影响空战结果的主要是时间参数，需要通过算法进行寻优，优化目标为：①机动时间间隔之和最小；②达成发射条件的时间最长；③达成发射条件的平均距离最小。优化模型为：

$$\begin{gathered}\min \sum_{i=1}^{n} t_i \\ \max t_{\text{fire}} \\ \min \frac{(d_{\text{fire_max}}+d_{\text{fire_min}})}{2} \\ \text{s.t.} \begin{cases} 0 \leqslant t_i \leqslant 100, i=1,2,\cdots,n \\ \text{Security}=\text{True} \end{cases}\end{gathered} \tag{1}$$

式(1)是一个多目标优化问题，多目标优化问题会得到一系列帕累托最优解，不符合空战辅助决策的需求，因此将公式(1)中 3 个优化目标归一化后转换为单目标问题，如公式(2)：

$$\begin{gathered}\min 0.01\left(\sum_{i=1}^{n} t_i - t_{\text{fire}}\right)+0.5(d_{\text{fire_min}})/d_0 \\ \text{s.t.} \begin{cases} 0 \leqslant t_i \leqslant 100, i=1,2,\cdots,n \\ \text{Security}=\text{True} \end{cases}\end{gathered} \tag{2}$$

3.2 MFO-HTN 算法流程

3.2.1 MFO 算法原理及流程

飞蛾扑火优化算法[23]（moth-flame optimization algorithm，MFO）是一种新型智能优化算法，

具有调节参数少、收敛快、不易陷入局部最优等优点。MFO 算法的思想源于飞蛾沿等角螺旋路径朝火焰飞行的现象[23]，飞蛾是在搜索空间内移动的个体，火焰表示某一只飞蛾当前看到的最优解。在飞蛾朝向火焰飞行的过程中，如果发现了更好的火焰，则更新火焰的位置。算法规定一只飞蛾对应一个火焰，因此能够避免陷入局部最优。

本文中，$\boldsymbol{M}$ 为飞蛾矩阵，$\boldsymbol{O_M}$ 为飞蛾适应度值矩阵，$\boldsymbol{F}$ 为火焰位置矩阵，$\boldsymbol{O_F}$ 为火焰适应度值矩阵，分别如式(3)和(4)所示。

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \cdots & m_{1,d} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \cdots & m_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ m_{n,1} & m_{n,2} & \cdots & m_{n,d} \end{bmatrix},\boldsymbol{O_M}=\begin{bmatrix} z_{m1} \\ z_{m2} \\ \vdots \\ z_{mn} \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix} f_{1,1} & f_{1,2} & \cdots & f_{1,d} \\ f_{2,1} & f_{2,2} & \cdots & f_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ f_{n,1} & f_{n,2} & \cdots & f_{n,d} \end{bmatrix},\boldsymbol{O_F}=\begin{bmatrix} z_{f1} \\ z_{f2} \\ \vdots \\ z_{fn} \end{bmatrix} \tag{4}$$

式中：n 为飞蛾的个数；d 为待求变量的个数。

根据适应度值对火焰位置从小到大进行排序，飞蛾分别围绕排序后的火焰，根据式(5)进行等角螺线飞行。

$$\boldsymbol{M_i}=D_i e^{bt}\cos(2\pi t)+\boldsymbol{F_j} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{M_i}$ 为第 i 只飞蛾的位置，$D_i=|\boldsymbol{M_i}-\boldsymbol{F_j}|$ 表示第 i 只飞蛾与第 j 个火焰的距离；b 为等角螺线参数；t 为路径系数。

为提高算法的搜索效率，MFO 采用火焰自适应减少机制，舍掉一些较差的火焰，使得飞蛾不用在劣解附近继续寻优，加快收敛速度。火焰数量自适应减少公式为：

$$N_F=\mathrm{round}(n-i\times\frac{N-1}{I}) \tag{6}$$

式中：N_F 为当前火焰数量；N 为最大火焰数量；i 为当前迭代次数，I 为最大迭代次数。

MFO 算法流程[24]如下。

步骤 1　飞蛾种群初始化。设置飞蛾数量、最大迭代次数、求解问题维度等参数。

步骤 2　飞蛾位置初始化。在搜索空间中随机生成飞蛾位置，令迭代次数 $i=1$。

步骤 3　将飞蛾位置按适应度值从小到大排序后赋给火焰，作为第 1 代火焰的位置。

步骤 4　更新飞蛾位置，将飞蛾位置适应度和火焰适应度重新排序，更新火焰位置。

步骤 5　自适应减少火焰数量，迭代次数 $i=i+1$。

步骤 6　判断是否达到最大迭代次数，是则输出最优火焰位置，否则转**步骤** 4。

3.2.2　MFO-HTN 算法流程

适应度是用来度量种群中个体优劣的指标，适应度函数的设定决定算法的收敛程度和目标函数最优解。将优化目标转化为适应度函数为：

$$f=\begin{cases} 0.01\left(\sum_{i=1}^{n}t_i-t_{\mathrm{fire}}\right)+ \\ (0.5(d_{\mathrm{fire_max}}+d_{\mathrm{fire_min}})/d_0+\delta, \\ \mathrm{Security}=\mathrm{True} \\ 0,\mathrm{Security}=\mathrm{False} \end{cases} \tag{7}$$

其中 δ 为正值常数，确保适应度函数值为正。

MFO-HTN 规划流程如图 6 所示。

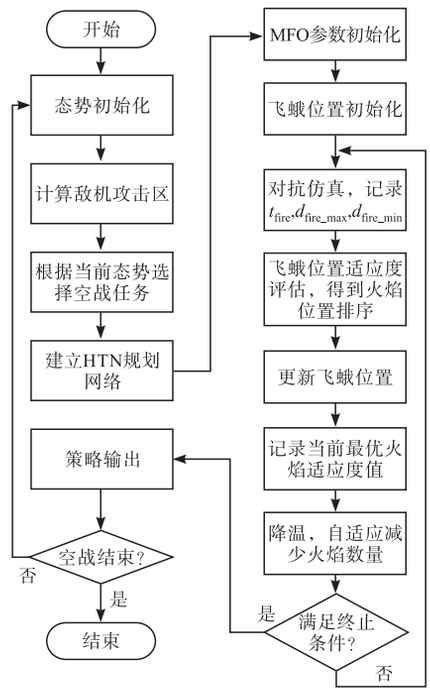


图 6　MFO-HTN 超视距空战规划流程图

4　仿真实验

4.1　仿真条件设置

仿真的初始态势参数包括相对距离、相对方位、相对航向角、双机的高度和速度，本节的算例设置如表 1 所示。

表 1　初始态势参数

参数	数值
d_0/km	45
θ_0/(°)	0
$\varnothing_0$/(°)	180
ν_r/(m/s)	280
ν_b/(m/s)	280
h_r/m	10 000
h_b/m	10 000

设敌机在 0 时刻发射一枚导弹，则当前空战态势满足以下描述：① 我机处于敌机的 Ω_3 区域中；② 双方为正迎头态势；③ 敌机发射一枚导弹。此时空战 HTN 规划网络如图 7 所示。

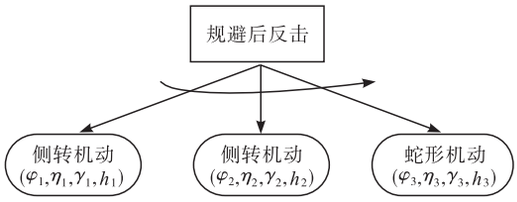


图 7 空战 HTN 规划网络

相应的机动参数设置如表 2 所示。

表 2 机动参数设置

参数	数值
$\varphi_1/(°)$	180
η_1/g	4
$\gamma_1/(°)$	60
h_1/m	2 000
$\varphi_2/(°)$	180
η_2/g	4
$\gamma_2/(°)$	−60
h_2/m	0
$\varphi_3/(°)$	180
η_3/g	8
$\gamma_3/(°)$	60
h_3/m	2 000

4.2 飞蛾赴火算法优化结果

将本文方法与传统的遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)进行对比，图 8 展示了 3 种算法的收敛曲线对比。为了加快收敛速度，使算法满足实时性要求，本文限制了算法仅搜索整数解。

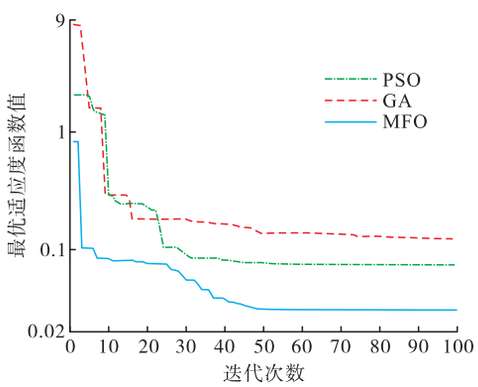


图 8 算法对比

由图 8 可以看出，3 种算法均在第 50 代就基本达到收敛状态，但 GA 和 PSO 算法收敛到了局部最优，MFO 算法搜索精度更高，且收敛速度更快。MFO 算法搜索到最优解为 $t_1=5$ s，$t_2=1$ s，$t_3=4$ s。

则最终得到的空战机动执行序列如图 9 所示。

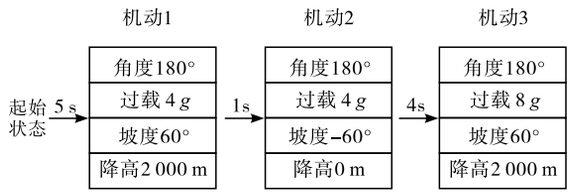
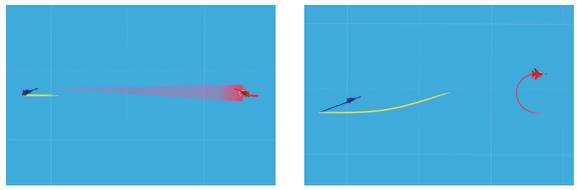


图 9 空战机动执行序列

4.3 空战仿真结果

设仿真起始时刻为 0 时刻，整个空战仿真过程持续 114 s，可分为 3 个阶段，见图 10～12。

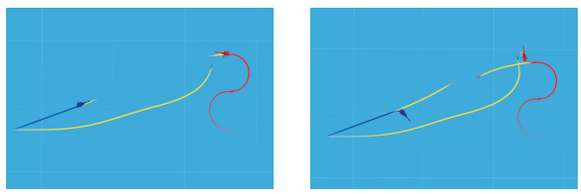
1)**阶段** 1。敌机在 0 时刻发射一枚导弹，我机在 5 s 开始采取侧转 180°机动来规避敌方导弹，同时敌机采取偏置机动保持对我机的压迫，见图 10。



(a) 我机开始机动(5 s) (b) 我机完成侧转机动(29 s)

图 10 阶段 1 对抗过程

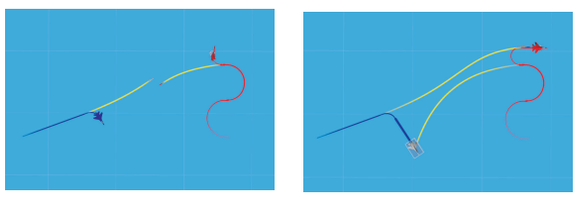
2)**阶段** 2 。我机完成导弹规避后立刻形成了对敌机的锁定并发射一枚导弹，而敌机也同时发射了第 2 枚导弹。我机保持对敌机的锁定 4 s 后完成中末制导交接，导弹导引头开机，进行最后一次侧转 180°机动，见图 11。



(a)双方发射导弹(58 s) (b)成功规避第1枚导弹(69 s)

图 11 阶段 2 对抗过程

3)**阶段** 3。70 s 时，敌机向下做侧转机动规避我机发射的导弹，但在 107 s 时被击落，而我机随后在 114 s 时完成了对敌机第 2 枚导弹的规避，仿真结束，见图 12。



(a)敌机进行规避机动(70 s) (b)敌机被击落(107 s)

图 12 阶段 3 对抗过程

5 结语

本文提出的 MFO-HTN 超视距空战机动规划模型在引入专家经验的基础上，建立多目标优化模

型，采用飞蛾扑火优化算法对空战 HTN 模型参数进行优化，能够输出高效、可解释的超视距空战战术机动执行序列。研究成果可以为飞行员提供辅助决策，也为研究智能超视距空战提供了新的思路。下一步研究如何将 HTN 模型与模糊推理、强化学习等算法相结合，构建更灵活、可扩展的超视距空战战术模型。

参考文献：

[1] 傅莉，谢福怀，孟光磊，等. 基于滚动时域的无人机空战决策专家系统[J]. 北京航空航天大学学报，2015，41(11)：1994-1999.

[2] 谭目来，丁达理，谢磊，等. 基于模糊专家系统与 IDE 算法的 UCAV 逃逸机动决策[J]. 系统工程与电子技术，2022，44(6)：1984-1993.

[3] 顾佼佼，赵建军，刘卫华. 基于博弈论及 Memetic 算法求解的空战机动决策框架[J]. 电光与控制，2015，22(1)：20-23.

[4] 邓可，彭宣淇，周德云. 基于矩阵对策与遗传算法的无人机空战决策[J]. 火力与指挥控制，2019，44(12)：61-66，71.

[5] 徐光达，吕超，王光辉，等. 基于双矩阵对策的 UCAV 空战自主机动决策研究[J]. 舰船电子工程，2017，37(11)：24-28，39.

[6] 杜海文，崔明朗，韩统，等. 基于多目标优化与强化学习的空战机动决策[J]. 北京航空航天大学学报，2018，44(11)：2247-2256.

[7] ERNEST N，CARROLL D，SCHUMACHER C，et al. Genetic Fuzzy Based Artificial Intelligence for Unmanned Combat Aerial Vehicle Control in Simulated Air Combat Missions. [J]. J Def Manag，2016，6：144.

[8] WU A，YANG R，LIANG X，et al. Visual Range Maneuver Decision of Unmanned Combat Aerial Vehicle Based on Fuzzy Reasoning[J]. International Journal of Fuzzy Systems，2021，24(1)：519-536.

[9] 左家亮，杨任农，张滢，等. 基于启发式强化学习的空战机动智能决策[J]. 航空学报，2017，38(10)：217-230.

[10] 周攀，黄江涛，章胜，等. 基于深度强化学习的智能空战决策与仿真研究[J/OL]. 航空学报：1-16. [2022-03-17]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.v.20220126.1120.014.html.

[11] 马文，李辉，王壮，等. 基于深度随机博弈的近距空战机动决策[J]. 系统工程与电子技术，2021，43(2)：443-451.

[12] 吴宜珈，赖俊，陈希亮，等. 强化学习算法在超视距空战辅助决策上的应用研究[J]. 航空兵器，2021，28(2)：55-61.

[13] 李永丰，史静平，章卫国，等. 深度强化学习的无人作战飞机空战机动决策[J]. 哈尔滨工业大学学报，2021，53(12)：33-41.

[14] HU D，YANG R，ZUO J，et al. Application of Deep Reinforcement Learning in Maneuver Planning of Beyond-Visual-Range Air Combat[J]. IEEE Access，2021，99：1-1.

[15] POPE A P，LDE J S，MICOVIC D，et al. Hierarchical Reinforcement Learning for Air-to-Air Combat. [C]// 2021 Int Conf Unmanned Aircr Syst ICUAS. Athens，Greece：IEEE，2021：275-284.

[16] HUI Y，NAN Y，CHEN S，et al. Dynamic Attack Zone of Air-to-Air Missile after Being Launched in random wind field [J]. Chinese Journal of Aeronautics，2015，28(5)：1519-1528.

[17] FANG J，ZHANG L，WEI F，et al. Approximate Dynamic Programming for CGF Air Combat Maneuvering Decision [C]// Proceedings of the 2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu，China：IEEE，2016：1386-1390.

[18] 贾镇泽，樊晓光，薛明浩，等. 基于机动动作元的敌机战术机动在线识别方法 [J]. 北京理工大学学报，2018，38(8)：820-827.

[19] 胡东愿，杨任农，闫孟达，等. 基于自编码网络的导弹攻击区实时计算方法[J]. 航空学报，2020，41(4)：231-247.

[20] 雷晓义，杨任农，黄震宇，等. 战术模板技术应用于 CLIBⅡ机动规划[J]. 电光与控制，2014，21(8)：73-76，82.

[21] MALIK G，DANA N，PAOLO T. 自动规划：理论和实践[M]. 姜云飞，杨强，凌应标，等，译. 北京：清华大学出版社，2008：234.

[22] 闫孟达，杨任农，左家亮，等. 基于深度学习的空空导弹多类攻击区实时解算[J]. 兵工学报，2020，41(12)：2466-2477.

[23] MIRJALILI S，MIRJALILI S M，LEWIS A. Grey Wolf Optimizer[J]. Advances in Engineering Software，2014，69(3)：46.

[24] 岳龙飞，杨任农，张一杰，等. Tent 混沌和模拟退火改进的飞蛾扑火优化算法[J]. 哈尔滨工程大学学报，2019，51(5)：146-154.

（编辑：徐敏）