

9-15-2024

UAV Online Track Planning Based on DMOEA-APTC Algorithm

Erchao Li

College of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

Shenghui Zhang

College of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

UAV Online Track Planning Based on DMOEA-APTC Algorithm

Abstract

Abstract: In order to solve the dynamic multi-objective optimization problem with time correlation, this paper introduces the concept of time correlation feature and establishes the model of UAV timecorrelation dynamic multi-objective optimization problem moedel on the basis of UAV online track planning problem, and proposes a dynamic multi-objective double-layer optimization algorithm using adaptive predictive response mechanism and time-correlation optimization mechanism (DMOEA-APTC). The intensity of environmental change was judged according to the correlation of environmental change and different response mechanisms were used to quickly adapt to environmental change. In the optimization process, the least square method was used to learn the historical data to fit the future predicted value of the flight path, and the optimization mode of "only optimize the current" or "optimize the current and future at the same time" was adaptively selected according to the reliability of the prediction. The improved Chebyshev decomposition method was used to make the decision of the preferred flight path. The experimental results show that the proposed algorithm can reduce the flight duration and have higher survival probability in complex flight environments, improve the flight stability of the UAV, and deal with the online flight path planning more reasonably and effectively.

Keywords

UAV, online track planning, time correlation characteristics, dynamic multi-objective optimization algorithm, prediction strategy, dynamic threat

Recommended Citation

Li Erchao, Zhang Shenghui. UAV Online Track Planning Based on DMOEA-APTC Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2086-2099.

基于DMOEA-APTC算法的无人机在线航迹规划

李二超, 张生辉*

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 为了解决具有时间关联性质的动态多目标优化问题, 以无人机在线航迹规划问题为基础, 引入时间关联特征概念并建立无人机时间关联动态多目标优化问题模型, 提出一种使用自适应预测响应机制和时间关联性优化机制的动态多目标双层优化算法。根据环境变化相关性判断环境变化强弱并启用不同响应机制, 快速适应环境变化; 优化过程中通过最小二乘法学习历史数据拟合航迹未来预测值, 根据预测可靠性自适应选择“仅优化当前”或“同时优化当前与未来”优化模式; 使用改进后的切比雪夫分解法对符合偏好的航迹进行决策。实验结果表明: 所提算法在复杂飞行环境下降低飞行时长的同时具有更高生存概率, 提高了无人机飞行稳定性, 更合理有效地处理了在线航迹规划问题。

关键词: 无人机; 在线航迹规划; 时间关联特征; 动态多目标优化算法; 预测策略; 动态威胁

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2024)09-2086-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0615

引用格式: 李二超, 张生辉. 基于DMOEA-APTC算法的无人机在线航迹规划[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(9): 2086-2099.

Reference format: Li Erchao, Zhang Shenghui. UAV Online Track Planning Based on DMOEA-APTC Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2086-2099.

UAV Online Track Planning Based on DMOEA-APTC Algorithm

Li Erchao, Zhang Shenghui*

(College of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In order to solve the dynamic multi-objective optimization problem with time correlation, this paper introduces the concept of time correlation feature and establishes the model of UAV time-correlation dynamic multi-objective optimization problem model on the basis of UAV online track planning problem, and proposes a dynamic multi-objective double-layer optimization algorithm using adaptive predictive response mechanism and time-correlation optimization mechanism (DMOEA-APTC). The intensity of environmental change was judged according to the correlation of environmental change and different response mechanisms were used to quickly adapt to environmental change. In the optimization process, the least square method was used to learn the historical data to fit the future predicted value of the flight path, and the optimization mode of "only optimize the current" or "optimize the current and future at the same time" was adaptively selected according to the reliability of the prediction. The improved Chebyshev decomposition method was used to make the decision of the

收稿日期: 2023-05-24 修回日期: 2023-07-07

基金项目: 国家自然科学基金(62063019); 甘肃省自然科学基金(20JR10RA152); 甘肃省优秀研究生“创新之星”(2023CXZX469)

第一作者: 李二超(1980-), 男, 教授, 博士, 研究方向为多目标优化、人工智能、机器人控制。

通讯作者: 张生辉(1997-), 男, 硕士生, 研究方向为动态多目标优化。

preferred flight path. The experimental results show that the proposed algorithm can reduce the flight duration and have higher survival probability in complex flight environments, improve the flight stability of the UAV, and deal with the online flight path planning more reasonably and effectively.

Keywords: UAV; online track planning; time correlation characteristics; dynamic multi-objective optimization algorithm; prediction strategy; dynamic threat

0 引言

随着无人机技术在智能化战争中的应用越来越广泛^[1-6], 无人机自主执行战场任务将是未来战争中争夺信息权、精确打击和特种作战的重要手段。无人机航迹规划是实现无人机自主导航的关键环节, 在考虑各种环境威胁和自身性能下, 为无人机规划出一条合理且风险性较低的最优飞行航迹。所规划航迹以综合成本最小化为目标, 并且需要满足无人机自身在转弯角、俯仰角、剩余油量等方面的约束, 同时需要确保无人机不会被敌方防空系统所侦察、捕获和摧毁。无人机在线航迹规划要求实时性, 各种优化目标相互影响共同作用, 任何一种目标因素的变化都可能影响其他因素的一系列连锁变化, 规划过程中需要协调多种目标因素之间的关系, 实时响应不断变化的飞行环境, 故无人机在线航迹规划问题本质上是一种具有时间关联性质的动态多目标优化问题。

无人机在线航迹规划往往具有不确定性和动态性, 在线规划时必须能够动态给出最优任务或控制策略, 其作为极具挑战和潜力的航空技术, 得到了研究人员的广泛关注。文献[7]综合考虑多个指标构造出无人机航迹规划代价函数, 并采用模型预测控制和粒子群算法对无人机航迹进行了预测控制, 有效避开威胁源, 在线规划无人机航迹。文献[8]建立了评估航迹优劣的代价函数, 运用改进的ARA*(anytime repairing A*)算法获取可行航迹, 并利用剩余时间不断完善规划的航迹, 可满足不同时间要求的在线航迹规划任务。文献[9]在动态环境下引入无人机与动态威胁之间的相对速度排斥势场, 解决了动态威胁的

躲避问题。文献[10]提出基于反馈的合成推理规则, 满足了实时导航、平滑优化和避障概率要求, 以及区域范围内的局部路径搜索和整体范围内的全局目标搜索要求。文献[11]针对存在不同约束条件的环境, 以动态方式自动生成安全航迹, 在实时优化过程中满足无人机的动态约束和安全要求的最小化目标函数。文献[12]建立了动态航迹规划问题模型, 提出一种基于Pareto解集预测动态多目标进化算法, 有效求解了在线航迹规划问题。文献[13]提出一种基于威胁建模的在线航迹规划方法, 将航迹规划问题转换为飞行过程中的威胁态势划分问题, 算法结合模型预测控制的滚动优化策略实现无人机自主避障飞行。文献[14]提出一种基于自适应应答机制选择的在线航迹规划算法, 采用基于概率的方法从应答机制池中选择应答机制。

当前人工智能技术迅猛发展, 无人系统导航与控制领域更深入应用前沿技术, 有效解决传统智能算法多样性不足、收敛性不优、搜索参数确定较难等问题。文献[15]针对在线航迹规划对算法实时性与结果最优性要求高等问题提出了一种基于强化学习的改进三维A*算法, 引入收缩因子提升算法时间性能并建立算法实时性与结果最优性的性能变化度量模型, 结合深度确定性策略梯度方法对收缩因子进行优化训练。文献[16]提出一种融合无模型强化学习和交叉熵方法的在线航迹规划算法, 在建立的飞行环境模拟器中离线训练智能体, 进而由交叉熵方法进一步在线优化规划策略。

以上方法有效解决了无人机位置快速变化和威胁源增加、减少或移动的在线航迹规划问题, 识别环境的变化并对其做出反应, 规划出一条最佳的飞

行路径。然而，航迹规划受实时环境影响，当前所作决策可能会影响未来航迹规划，不考虑时间关联性盲目进行航迹寻优，缺少对潜在未知动态威胁的预测，极大降低了无人机飞行过程的安全性，不利于提升航迹的整体最优性和无人机的运行稳定性。因此，在航迹规划过程中如何降低前期决策对后期规划的影响，快速适应当前环境，提高无人机运行性能成为在线航迹规划的研究重点和难点。

本文综合考虑航迹规划的时间关联性和实时性要求，提出一种以DNSGA-II(dynamic non-dominated sorting genetic algorithm-II)^[17]为框架，使用自适应预测响应机制和时间关联性优化机制的动态多目标双层优化算法(dynamic multi-objective evolutionary algorithm-adaptive prediction response mechanism and time correlation optimization mechanism, DMOEA-APTC)。该算法根据环境变化相关性判断环境变化强弱并启用不同响应机制，优化过程通过最小二乘法学习历史数据拟合航迹未来预测值，使用逆序数的方法衡量预测精度，并根据预测可靠性自适应选择“仅优化当前”或“同时优化当前与未来”优化模式。

1 无人机在线航迹规划

1.1 问题描述

无人机从出发点前往目标点执行作战任务，路程中存在包括预警雷达和制导雷达在内的 N ($N>1$)个威胁，无人机感知一定范围威胁，完成预设作战任务的同时综合考虑距离代价和威胁代价，在线规划出从起始点到目标点的安全可飞的最优航迹。假设无人机飞行过程中高度不变，当无人机与目标点间距离小于一定距离时无人机可执行作战任务，威胁击落无人机的概率服从多维高斯分布，且无人机可根据预设偏好选择规划航迹。

1.2 航迹规划

在线航迹规划^[18-21]意味着规划器需要不断输出

规划航迹适应不确定的环境，规划任务到达规划响应点(planning trigger point, PTP)时规划器将会输出一条规划航迹，后续继续从下一个PTP开始规划新的航迹，直到新的PTP到来并输出下一个规划结果，如此往复。规划器在前一时刻的输出航迹在PTP分为执行航迹和调整航迹。无人机按照执行航迹飞行，与此同时调整航迹由规划器根据未来具体情况对航迹进行调整来适应不断变化的飞行环境。

如图1所示，在规划域内 $t_{s,p-1}$ 时刻规划器输出航迹 S ，时间区间 $[t_{s,p-1}, t_{s,p}]$ 内的航迹为执行航迹，时间区间 $[t_{s,p}, t_{s,p+n}]$ 内的航迹为调整航迹。 $T_s = t_{s,p} - t_{s,p-1}$ 表示规划器最大可用规划时间， $T_n = t_{s,p+n} - t_{s,p}$ 表示规划器可规划时域，其中， T_n 越大规划器可规划寻优区域越广， T_s 定义规划器航迹寻优时长，其值越小规划器越频繁地更新环境信息，快速跟踪环境变化，航迹规划时需要平衡 T_s 时长与规划算法的实时性，寻优时长越小要求规划算法效率越高。

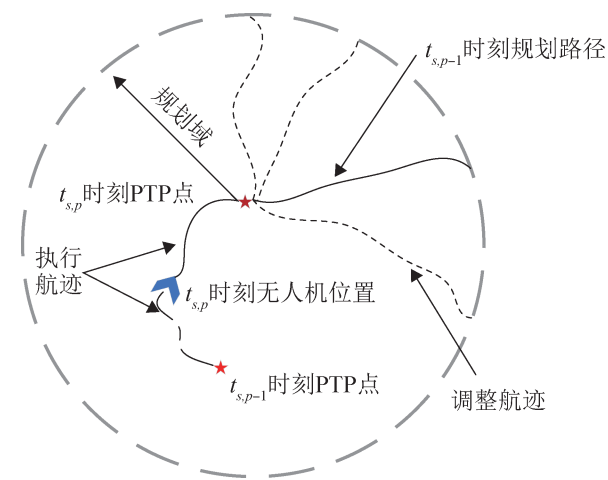


图1 在线航迹规划
Fig. 1 Online track planning

1.3 航迹规划优化模型

1.3.1 概率威胁环境

解决航迹规划问题必须先对动态环境进行合理分析和模型建立，本文采用概率地图^[22]方法对威胁环境进行建模，采用概率密度函数对威胁范

围内的无人机被击落概率进行描述。无人机被第 i 个威胁源击落的概率为

$$K_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\det(\mathbf{R}_i)}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{u}_i)^T \mathbf{R}_i^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{u}_i)\right] \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}=[x,y]^T$ 为无人机位置坐标; $\mathbf{u}_i=[u_{x,i},u_{y,i}]^T$ 为威胁源位置坐标; $\mathbf{R}_i=\begin{bmatrix} \sigma_{x,i}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{y,i}^2 \end{bmatrix}$ 为威胁源威胁范围, $\sigma_{x,i}$ 与 $\sigma_{y,i}$ 为第 i 个威胁范围参数。

1.3.2 航迹编码

航迹编码方式多样^[23-25], 本文采用无人机航向变化角度值进行编码。如图2所示, 无人机按恒定速度 v 飞行, 若干个单位时间后按照规划航向变化角度转弯机动形成一条规划航迹 S , 其中, α_i 表示单位时间无人机航向角变化值。

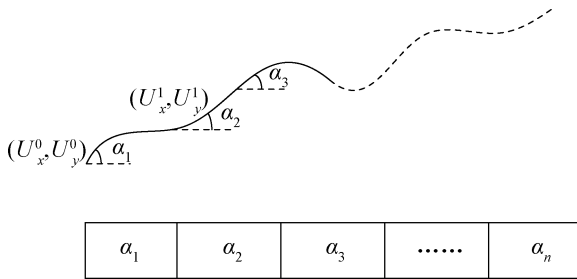


图2 航迹编码
Fig. 2 Track coding

假设航迹初始位置坐标为 (U_x^0, U_y^0) , 初始航向角为 θ_0 , 此时航向角在单位时间内改变 α_1 , 则无人机按此规划飞行单位时间后的位置为

$$\begin{cases} U_x^1 = U_x^0 + v \times \Delta t \times \cos(\theta_0 + \alpha_1) \\ U_y^1 = U_y^0 + v \times \Delta t \times \sin(\theta_0 + \alpha_1) \end{cases} \quad (2)$$

1.3.3 航迹优化模型

无人机按照规划解飞出一条航迹 S , 该条航迹 S 由 n 个航迹段组成。如图3所示, 航迹 S 的起始位置坐标为 (x_0, y_0) , 末端位置坐标为 (x_n, y_n) , 目标位置坐标为 (x_T, y_T) 。

规划航迹起始位置到目标位置距离为

$$d_1 = \sqrt{(x_T - x_0)^2 + (y_T - y_0)^2} \quad (3)$$

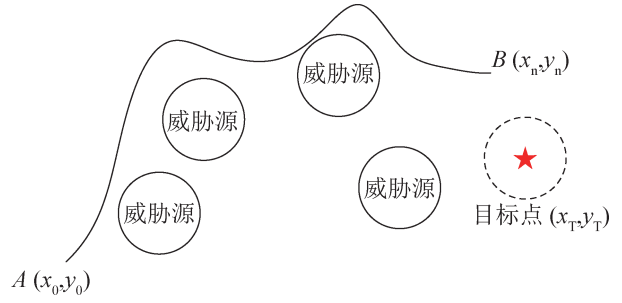


图3 距离代价
Fig. 3 Distance cost

航迹末端位置到目标位置距离为

$$d_2 = \sqrt{(x_T - x_n)^2 + (y_T - y_n)^2} \quad (4)$$

d_1 与 d_2 之间的差值表示无人机按规划航迹接近目标位置的实际距离, 无人机可逼近目标位置的最大距离为 $d = v \times \Delta T \times n$, 其中, v 为无人机恒定速度。归一化航迹距离代价为

$$D = ((d_2 - d_1)/d + 1)/2 \quad (5)$$

根据式(1), 第 i 个威胁源对无人机的威胁概率表示为 $\int_S K_i(\mathbf{x}) d_s$, 威胁源对无人机威胁概率相互独立, 故无人机威胁代价为

$$K = \int_S \left[\sum_{i=1}^I K_i(\mathbf{x}) \right] d_s \quad (6)$$

综合分析无人机飞行环境威胁区域、自身性能限制和协同约束等, 建立无人机在线航迹规划问题的动态多目标优化模型:

$$\min F(v, t) = [K(v, t), D(v, t)]^T$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & v_i \in [v_{\min}^i, v_{\max}^i] \\ & \dot{v}_i \in [a_{i,\min}, a_{i,\max}] \\ & \omega_i \in [\omega_{i,\min}, \omega_{i,\max}] \\ & \dot{\omega}_i \in [\alpha_{i,\min}, \alpha_{i,\max}] \end{aligned} \quad (7)$$

式中: v_i 、 \dot{v}_i 、 ω_i 、 $\dot{\omega}_i$ 分别为无人机的速度、加速度、角速度和角加速度。

1.3.4 Pareto 解集决策方法

无人机航迹规划过程中, 在求得一系列符合执行任务的航迹解后需要从中选取一个解作为执行解。执行解不但要位于 Pareto 最优前沿上还要充分满足决策者偏好。具有决策者偏好信息的权

重向量可以表达偏好特性，理论上与其关联的 Pareto 最优前沿上的解可直接作为执行解，然而并不能保证此权重向量方向上解为非支配解，本文引用式(8)求解 x^* 作为执行解，平衡解的非支配性和决策者偏好。

$$x^* = \arg \min_{x_j \in \{P\}} g_{\text{tech}}^*(x_j | \omega, z^*) = \arg \min_{x_j \in \{P\}} \left(\max \left(\frac{f_i(x) - z_i^*}{w_i} \right) \right) \quad (8)$$

式中： g_{tech}^* 为改进的切比雪夫分解法^[26]； z^* 为理想点。

2 DMOEA-APTC 算法

2.1 自适应预测响应机制

无人机系统所处的物理环境和任务环境往往具有不确定性和动态性，要求无人系统自主控制时必须迅速适应环境改变，实时输出最优规划，相应的动态优化算法也要求具备实时性和快速收敛性等特点。环境变化响应机制作为动态优化算法的重要一环需要有效的环境检测机制实时感知环境变化，简单的环境检测机制在解决环境变化时有一定盲目性，并不能为新环境种群提供有效合理的引导。针对此问题，本文提出一种可判断环境变化前后相关性算子，动态多目标优化算法根据环境变化强弱自适应选择预测机制生成新环境下的预测种群，提高算法在环境变化后的跟踪能力。

2.1.1 环境相关性

本文算法针对性地选择部分代表性解，使用 DNSGA-II 环境检测机制检测环境是否发生改变，若发生改变则利用这些解判断环境变化相关性。假设目标空间维度为二维，环境在 t 时刻到 $t+1$ 时刻发生改变，在 t 时刻被选择个体集合 P_t 目标函数所处目标空间位置为蓝色点， $t+1$ 时刻个体集合 P_{t+1} 所处目标空间位置为红色点，如图4所示。

在 P_t 中选择各目标值最大个体，通过这2个个体即可构造参考直线 $a \times f_1 + b \times f_2 + m_i = 0$ 。通过固

定环境参考直线系数 a 、 b ，改变截距 m ，环境参考直线穿过解集 P_t 的每一个解，每个解都会存在唯一截距 m_i ，环境变化后重新排序，重复上述过程。

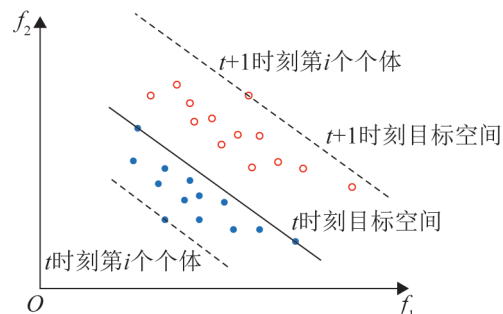


图4 参考直线

Fig. 4 Reference to straight-line

通过 P_{t+1} 个体得到环境发生变化后的每一个解个体的截距 n_i ，根据式(9)(10)计算截距解集 M 、 N 之间的线性相关系数^[27]：

$$\text{Corr}(m, n) = \left| \frac{\text{Cov}(m, n)}{\sqrt{\text{Var}(m)} \times \sqrt{\text{Var}(n)}} \right| \quad (9)$$

$$\text{Cov}(m, n) = E \{ [m - E(m)][n - E(n)] \} \quad (10)$$

式中： $E(m)$ 、 $E(n)$ 、 $\text{Var}(m)$ 和 $\text{Var}(n)$ 分别为 m 和 n 的均值和方差。相关系数越大，2次的变化关联程度越高。

2.1.2 预测响应机制

通过线性相关系数的大小判断环境变化前后的关联性程度，本文为更为合理地响应不同程度环境变化，设计3种环境响应机制，快速追踪环境变化并提高算法收敛速度，满足无人机系统对算法实时性要求。

当变化前后环境具有强线性相关性 ($\text{Corr}(m, n) \geq 0.8$)，则说明环境变化相似或变化较小，响应机制根据包含时间序列的 Pareto 解集移动信息对 $t+1$ 时刻的 Pareto 解集位置进行预测：

$$x_{t+1, i} = x_{t, i} + (x_{t, i} - x_{t-1, i}) + e \quad (11)$$

式中： $e = x_{t, i} - x_{t-1, i}$ 为 t 时刻的预测误差。

在预测点附近邻域通过高斯扰动产生部分新个体，增加预测种群的多样性：

$$x_{t+1,i} = x_{t,i} + \zeta \quad (12)$$

高斯扰动定义为

$$\zeta \sim N(0, \delta^2) \quad (13)$$

式中: δ 为标准差。

$$\delta^2 = \frac{1}{4n} \|x_t - x_{t-1}\|_2^2 \quad (14)$$

式中: n 为决策变量维度。

当环境变化前后没有表现出较强的线性相关性 ($0.2 < \text{Corr}(m, n) < 0.8$), 但又不是毫无关系时, 环境变化存在一种弱相关关系, 往往此类环境变化后 Pareto 解集质心会差生一定移动, 微弱地改变种群进化方向。响应机制将 Pareto 解集分成质心点和种群轮廓, 种群质心为

$$\bar{x}_t = \frac{1}{|\{P_t\}|} \sum_{x_i \in \{P_t\}} x_{t,i} \quad (15)$$

式中: $|\{P_t\}|$ 为种群进化过程中 t 时刻的种群大小。

种群中每个个体为

$$x_{t,i} = \bar{x}_{t,i} + \tilde{x}_{t,i} \quad (16)$$

式中: $\tilde{x}_{t,i}$ 为 t 时刻种群个体流形信息。

环境变化后种群质心位置根据之前质心运动轨迹进行预测, $t+1$ 时刻的预测种群质心位置为

$$\bar{x}_{t+1} = \sum_{j=0}^{p-1} \lambda_j \times \bar{x}_{t-j} + \varepsilon_i^c \quad (17)$$

式中: ε_i^c 为均值为 0 的高斯扰动变量。

种群轮廓由前 2 个时刻环境下种群 P 的轮廓预测得到:

$$\tilde{x}_{t+1,i} = \tilde{x}_{t,i} + \varepsilon_{m,i} \quad (18)$$

式中: $\varepsilon_{m,i} \sim N(0, \delta_{m,i})$, $\delta_{m,i}$ 与最近 2 个时刻轮廓相关。

$$x_{t+1,i} = \bar{x}_{t+1} + \tilde{x}_{t+1,i} = \sum_{j=0}^{p-1} \lambda_j \times \bar{x}_{t-j} + \tilde{x}_{t,i} + \varepsilon_{c,i} + \varepsilon_{m,i} \quad (19)$$

当环境发生剧烈变化时 ($\text{Corr}(m, n) \leq 0.2$), 种群在新环境中的移动和进化方向存在很大差异, 变化前后的环境不存在线性相关性, 响应机制对新环境下的种群重新初始化, 保证新环境种群有良好的多样性从而避免局部最优。

2.2 时间关联优化机制

动态时间关联优化问题是指具有时间关联特

征的动态优化问题, 无人机在线航迹问题要求算法不断完善规划的航迹, 以满足不同时间要求的在线航迹规划任务。无人机系统当前所做的决策可能会影响无人机未来状态, 即在当前所采用的规划会影响未来状态, 所以, 无人机在线航迹问题是一种动态时间关联优化问题。尽管时间关联在现实中广泛存在, 但在动态优化领域内并没有引起广泛关注, 在动态优化问题中目标函数未来的形式通常只有部分可知或完全未知, 不考虑时间关联特征的预测方式很难准确预测, 甚至预测的问题最佳值可能与实际最佳值有较大的偏差, 据此进行规划并决策会比不进行预测的性能更差。针对此问题, 本文提出一种自适应选择优化方式机制, 优化过程通过最小二乘法学习历史数据拟合航迹未来预测值, 使用逆序数的方法衡量预测精度, 并根据预测可靠性自适应选择“仅优化当前”或“同时优化当前与未来”优化模式, 充分考虑当前规划对未来的影响, 提升整个优化过程性能。

动态因素随时间发生改变, 动态时间关联优化问题所做历史决策会影响当前问题的状态, 解决此类问题的基本思想是用合适的预测器处理时间关联特征。在线航迹规划中, 预测器通过学习历史航迹数据估计动态优化函数的形式, 并以此估计未来函数值。因此, 当前时刻 t_{now} 需要优化的问题形式为 $\max \text{imize} \int_{t_{\text{now}}}^{\min\{t_{\text{end}}, t_{\text{now}} + t_{\text{predict}}\}} f_{\text{predict}}(t, x(t)) dt$, 其中, t_{predict} 为时间关联预测跨度。

预测器由最小二乘法学习所得为 $\min \text{imize} \int_{t_{\text{min}}}^{t_{\text{max}}} (f_{\text{database}}(t, x(t)) - f_{\text{predict}}(t, x(t)))^2 dt$, 其中, t_{min} 和 t_{max} 为训练数据的开始时间和结束时间; $f_{\text{database}}(t, x(t))$ 为航迹历史数据; $f_{\text{predict}}(t, x(t))$ 为预测器预测数据。

在每个规划点到来后, 预测器根据规划的历史数据进行学习并预测一定合理时间关联跨度后的航迹适应值 f_{fut} , 预测可靠候选解的适应值应为当前适应值 f_{now} 和使用预测器得到的未来预测适应值 f_{fut} 之和。

在决策点到来前对规划航迹集进行预测准确

度分析, 本文采用一种基于排序的方法, 首先, 将种群根据当前适应值排序。其次, 将种群根据预测可靠候选解适应值进行排序, 排序结果为 $C = \langle C_1, C_2, \dots, C_n \rangle$, 其中, C_i 为该个体实际排序为 i , n 为种群大小。最后, 使用逆序数排序对排序结果 C 进行计算得到预测精度。对于序列 C , 如果 $i < j$, 且 $C_i > C_j$, 则 $\langle i, j \rangle$ 记为一个逆序。序列 C 的逆序总数即为序列 C 的逆序数:

$$\text{inv}(C) = |\{ \langle C(i), C(j) \rangle \mid C(i) > C(j), i < j \}| \quad (20)$$

序列 C 的最大逆序数为 $n(n-1)/2$, 预测精度为

$$\lambda = 1 - \frac{2 \times \text{inv}(C)}{n(n-1)} \quad (21)$$

计算所得到的预测精度 λ 仅依赖于根据估计适应值得到的个体排序。当预测精度较低时, 说明无人机按规划航迹飞行未来适应值较差, 无人机系统以更大概率使用当前适应值 f_{now} 进行排序, 即仅优化当前, 因为选择未来较低适应值的航迹会导致后续规划时无人机系统性能变差。相反, 预测精度较高时则按照当前适应值 f_{now} 和预测值 f_{fut} 之和排序, 提前选择未来适应值高的航迹, 充分降低前期决策对后期规划的影响。排序时引入一个参数 P_{sort} , 以一定概率选择优化模式, 平衡排序时 2 种不同目标, 即选择“仅优化当前”和“同时优化当前和未来” 2 种优化模式。参数 P_{sort} 是与预测精度保持一致的 S 型曲线:

$$P_{\text{sort}} = 0.5 \times (1 - \cos(\pi \times \lambda)) \quad (22)$$

3 DMOEA-APTC 算法流程框架

3.1 动态多目标算法框架

无人机在线航迹规划中动态多目标优化算法旨在实时检测环境变化, 判断环境变化强弱, 使种群以最快速度适应新环境, 为无人机系统提供及时可靠的规划结果, 其求解无人机在线航迹规划问题的算法流程如算法 1 所示。

算法 1: 动态多目标算法

step 1: 参数初始化。初始化种群大小 p , 随机产生规模为 p 的初始种群 P , 进化代数 t , 进化

总代数 t_{max} , 交叉概率 P_c , 变异概率 P_m 。

step 2: 检测环境。如果环境发生变化, 跳转 step 3; 否则, 跳转至 step 5。

step 3: 计算 $\text{Corr}(m, n)$ 。如果 $\text{Corr}(m, n) \leq 0.2$, 环境变化不存在线性关系, 启用对应响应机制; 如果 $0.2 < \text{Corr}(m, n) < 0.85$, 环境变化存在弱相关关系, 启用对应响应机制; 如果 $\text{Corr}(m, n) \geq 0.85$, 则环境变化存在强线性关系, 启用对应响应机制。

step 4: 输出预测种群并作为当前初始种群 P 。

step 5: 种群 P 以交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 交叉变异生成子代种群 P_G 。

step 6: 对 $P \cup P_G$ 进行非支配排序, 并选择前 p 个个体作为下一代种群。

step 7: 判断是否满足停止条件, 若满足则停止; 否则, 跳转至 step 2。

3.2 时间关联优化算法框架

为降低前期决策对未来状态的影响, 本文所提时间关联性优化算法自适应的选择“仅优化当前”或“同时优化当前各未来”优化模式, 为在线航迹规划决策时提供包含未来信息的有效引导, 提前对环境进行感知以提高无人机飞行性能。时间关联优化算法流程如图 5 所示。

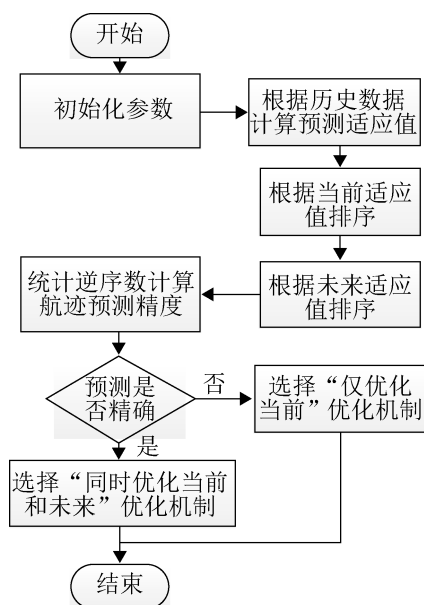


图5 时间关联优化算法流程图

Fig. 5 Flow chart of time correlation optimization algorithm

4 仿真实验与分析

仿真实验环境在文献[28]设置的基础上进行调整, 威胁源位置坐标和范围参数如表1所示。

表1 威胁源参数
Table 1 Threat feed parameters

威胁	μ_x	μ_y	σ_x	σ_y
K1	-30	10	3.0	3.0
K2	5	0	3.0	3.0
K3	20	-10	3.0	3.0
K4	25	-5	3.0	3.0
K5	30	0	2.7	2.7
K6	30	-40	3.0	3.0
K7	-10	40	3.0	3.0
K8	-20	-30	2.7	2.7
K9	0	-30	2.1	2.1
K10	-14	-10	2.4	2.4
K11	-10	20	3.0	3.0
K12	10	30	2.1	2.1
K13	-30	-10	3.3	3.3
K14	-30	40	3.9	3.9
K15	20	20	4.5	4.5
K16	10	-20	4.5	4.5
K17	30	40	3.0	3.0

假设战场环境区域大小为100 km×100 km, 战场上分布17个威胁源, 如图6所示。无人机飞行速度为200 m/s, 攻击发起距离为1 km, 无人机雷达反射面积为1m²。无人机起点位置坐标和目标点坐标在后续实验给出, 无人机系统适应战场环境变化, 满足无人机飞行环境威胁区域、自身性能限制和协同约束等综合因素, 在线进行航迹规划, 自主执行战场任务。

动态多目标优化算法在每个规划点输出一组非支配解, 本文选择DNSGA-II与DMOEA-APTC对无人机决策偏好为 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$ 和 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$ 时规划航迹进行对比分析。其中, ω_1 越大表示无人机越重视威胁代价, 航迹需要以更小的威胁进行规划; ω_2 越大表示无人机越重视距离代价, 航迹距离威胁安全范围内越小越好。动态优化算法编码长度为30, 规划时长 $t_s=1$ s, 规划时间内无人机最大航向角改变值为30°。为保证算法公平性,

DNSGA-II与DMOEA-APTC种群规模同设置为100, 最大函数评价次数设置为500, 其余参数参考文献[17], DMOEA-APTC算法在前期标准函数测试集FDA^[29]、DMOP^[30]、DTLZ^[31]上进行大量测试, 环境变化检测阈值设置为0.01, 环境相关性参考直线系数 a 、 b 设置为0.5。

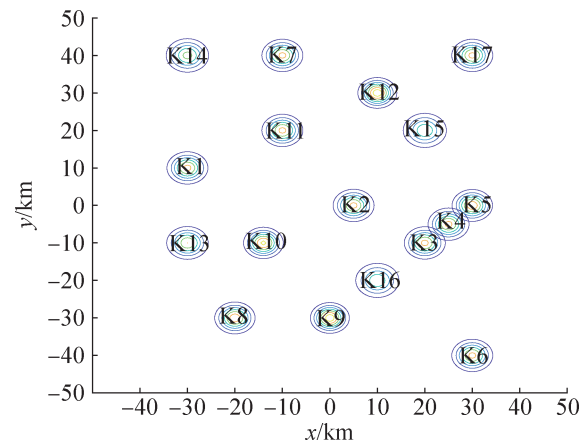


图6 威胁源分布图

Fig. 6 Threat feed distribution map

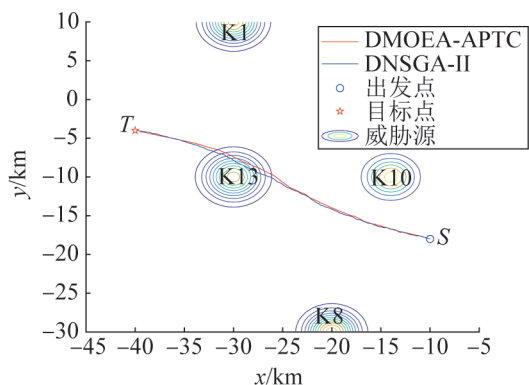
为验证DMOEA-APTC算法的有效性, 对静态威胁、突发威胁、突变威胁和偏好改变4种具有代表性威胁场景进行仿真分析。

4.1 静态威胁情况规划结果与分析

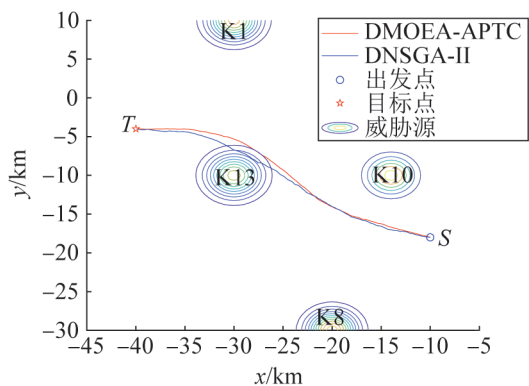
实验环境中, 静态威胁源分别为K10、K13, 无人机出发点位置坐标为(-10 km, -18 km), 目标点位置坐标为(-40 km, -18 km), 初始航向角为出发点位置到目标点位置的连线方向。

图7为静态威胁情况不同偏好下2种算法规划的航迹。可以看出DMOEA-APTC算法由于时间关联性优化机制, 提前对威胁做出规划, 在威胁源处更加安全, 所规划航迹也更加光滑, 提高了无人机的运行稳定性。

图8为静态威胁情况不同偏好下2种算法所规划航迹的航向角变化曲线, DNSGA-II算法所规划航迹航向角变化剧烈, 不利于无人机稳定运行, DMOEA-APTC算法所规划航迹航向角变化较小, 无人机运行性能更好。



(a) $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$



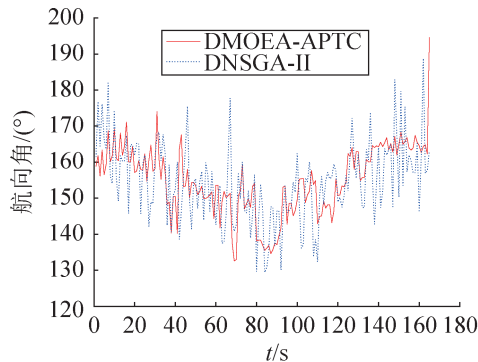
(b) $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$

图 7 静态威胁情况下规划航迹
Fig. 7 Plan tracks in case of static threats

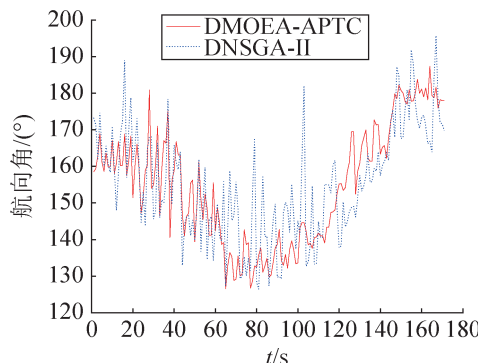
2 种算法静态威胁情况下所规划航迹飞行时间、生存概率和航向角平均变化值如表 2 所示，飞行时间反映航迹长度，生存概率反映无人机安全程度，航向角平均变化值反映无人机飞行过程中的整体稳定性。可以看出，DMOEAA-APTC 算法所规划航迹各项指标都优于 DNSGA-II 算法。DMOEAA-APTC 算法平均寻优耗时为 278 ms，满足 $t_s=1$ s 的规划时间要求。

表 2 静态威胁情况下规划结果
Table 2 Plan results for static threat scenarios

偏好设置	规划方法	飞行时间/s	生存概率	航向角平均变化值/(°)
$(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$	DMOEAA-APTC	171	0.931 68	9.667 7
	DNSGA-II	175	0.907 86	11.457 4
$(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$	DMOEAA-APTC	165	0.876 83	5.309 0
	DNSGA-II	168	0.850 36	8.586 5



(a) $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$



(b) $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$

图 8 静态威胁情况下航向角变化曲线
Fig. 8 Heading angle change curve in static threat situations

4.2 突发威胁情况规划结果与分析

由于突发威胁是一类无人机系统无法准确预知其出现时机、位置和大小威胁，所以要求航迹规划算法应对此类威胁源时能够快速更新威胁源信息并规划出相应合理航迹。实验中，突发威胁 K18 将在第 230 s 时出现在 (-10 km, -2 km) 位置处，其威胁范围参数 σ_x 和 σ_y 均为 2.1 km，无人机出发点位置坐标为 (40 km, -5 km)，目标点位置坐标为 (-18 km, 0)，初始航向角为出发点位置到目标点位置的连线方向。

图9为突发威胁情况不同偏好下2种算法规划的航迹。蓝色实线与蓝色虚线分别是突发威胁发生前和发生后DNSGA-II算法所规划航迹,红色实线与红色虚线分别是突发威胁发生前和发生后DMOEA-APTC算法所规划航迹。

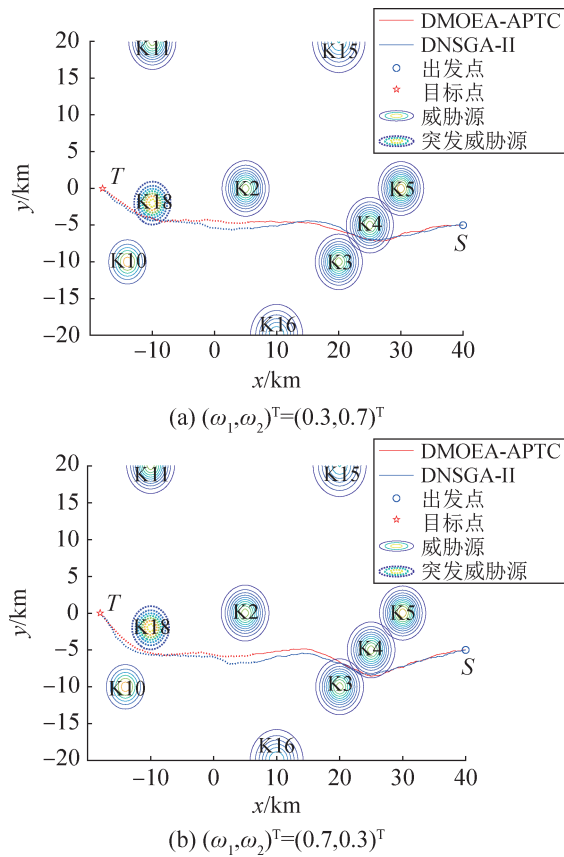


图9 突发威胁情况下规划航迹
Fig. 9 Plan tracks in case of sudden threats

图10为突发威胁情况不同偏好下2种算法规划的航迹的航向角变化曲线。可以看出DMOEA-APTC算法所规划航迹在无人机可生存情况下通过时间关联优化机制提前对当前决策做出优化,降低了航迹长度并提升了无人机运行稳定性。

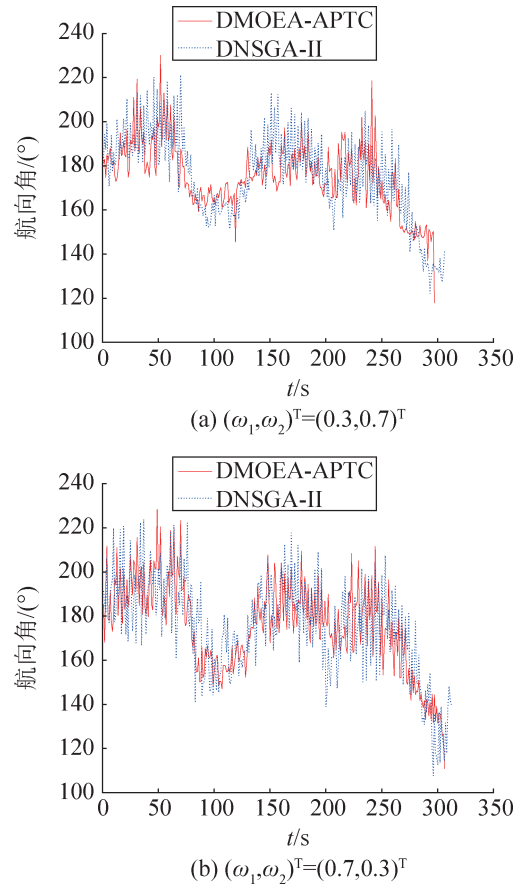


图10 突发威胁情况下航向角变化曲线
Fig. 10 Heading angle change curve in sudden threat situations

表3为突发情况下2种算法所规划的航迹飞行时间、生存概率和航向角平均变化值。可以看出在偏好 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$ 情况中, DMOEA-APTC算法规划航迹与DNSGA-II算法规划航迹生存概率相近,但DMOEA-APTC算法缩短了飞行时间,降低了航向角变化;在偏好 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$ 情况中, DMOEA-APTC算法规划航迹各项指标更优。DMOEA-APTC算法平均寻优耗时为306 ms,满足 $t_s = 1$ s的规划时间要求。

表3 突发威胁情况下规划结果
Table 3 Plan outcomes in emergent threat situations

偏好设置	规划方法	飞行时间/s	生存概率	航向角平均变化值/(°)
$(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$	DMOEA-APTC	306	0.953 26	12.943 7
	DNSGA-II	312	0.957 49	14.849 7
$(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$	DMOEA-APTC	297	0.812 97	8.558 2
	DNSGA-II	306	0.850 36	11.978 3

4.3 突变威胁情况规划结果与分析

突变威胁是威胁源的威胁范围参数突然发生变化的一类威胁。不同于实验 II 中突发威胁，突变威胁虽危险源变化时机和威胁大小同样无法预知，但其位置信息已经确定，在后续突变威胁发生后由于已知威胁位置，无人机可在当前规划航迹基础上进行调整即可。实验中，突变威胁 K7 将在第 280 s 时发生突变，其威胁范围参数 σ_x 和 σ_y 将由 3 km 均变为 5 km，无人机出发位置坐标为(35 km, 20 km)，目标点位置坐标为(-45 km, 45 km)，初始航向角为出发点位置到目标点位置的连线方向。

图 11 为突变威胁情况不同偏好下 2 种算法规划的航迹。

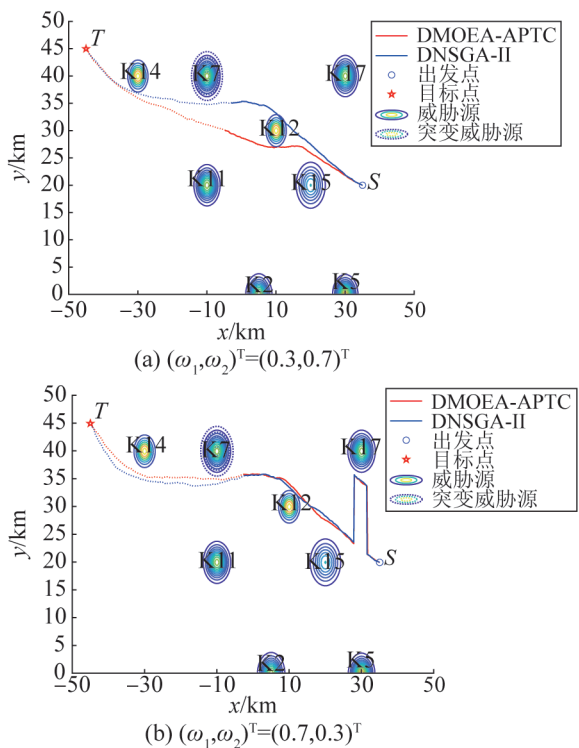


图 11 突变威胁情况下规划航迹
Fig. 11 Plan tracks in case of mutation threat

图 12 为突变威胁情况不同偏好下 2 种算法所规划航迹的航向角变化曲线。可以看出 DMOEA-APTC 算法在规划航迹时充分考虑规划时间关联性，优化当前的同时降低当前决策对未来的影响，选择出一条安全性更高的航迹，提高了无人机性能。

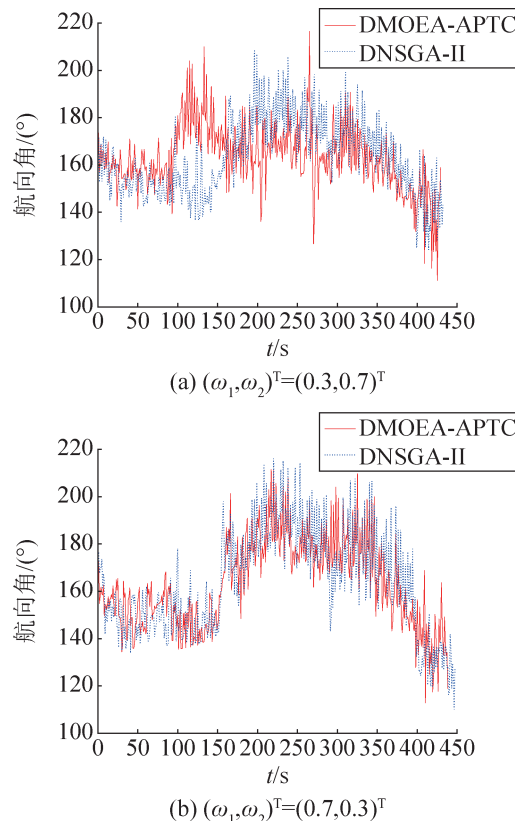


图 12 突变威胁情况下航向角变化曲线
Fig. 12 Heading angle change curve in abrupt threat situations

表 4 给出突变情况下 2 种算法所规划航迹飞行时间、生存概率和航向角平均变化值，可以看出，DMOEA-APTC 算法规划航迹各项指标均优于 DNSGA-II 算法所规划航迹结果，表明 DMOEA-APTC 算法可以更好地解决突变情况下航迹规划问题。DMOEA-APTC 算法平均寻优耗时为 312 ms，满足 $t_s=1$ s 的规划时间要求。

4.4 偏好改变情况规划结果与分析

战场上无人机系统需要根据复杂的战场环境自行调整偏好设置，要求无人机快速规划出一条适应新偏好的航迹。实验中，无人机初始偏好设置为 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$ ，当无人机运行至 330 s 时，偏好设置变为 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$ ，无人机出发位置坐标为(35 km, 20 km)，目标点位置坐标为(-45 km, 45 km)，初始航向角为出发点位置到目标点位置的连线方向。

表4 突变威胁情况下规划结果

Table 4 Plan outcomes in mutation threat situations

偏好设置	规划方法	飞行时间/s	生存概率	航向角平均变化值/(°)
$(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$	DMOEA-APTC	438	0.916 01	11.887 3
	DNSGA-II	447	0.892 31	14.160 6
$(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$	DMOEA-APTC	429	0.844 18	8.930 3
	DNSGA-II	432	0.810 41	11.247 6

图13为偏好设置由 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$ 改变为 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$ 情况下2种算法规划的航迹。

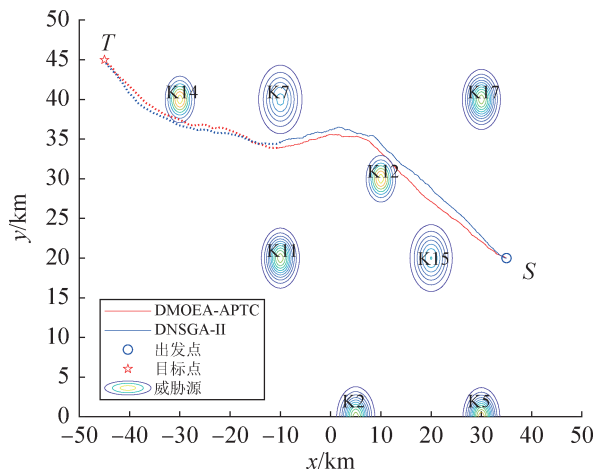


图13 偏好设置改变情况下规划航迹

Fig. 13 Plan tracks when preferences change

图14为偏好设置由 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.7, 0.3)^T$ 改变为 $(\omega_1, \omega_2)^T = (0.3, 0.7)^T$ 情况下2种算法所规划航迹的航向角变化曲线。可以看出DMOEA-APTC算法所规划航迹更为光滑, 航向角变化值较小, 通过历史信息的学习更早寻找到合理的飞行轨迹, 早

期决策信息的学习为后期航迹规划提供有价值的信息。

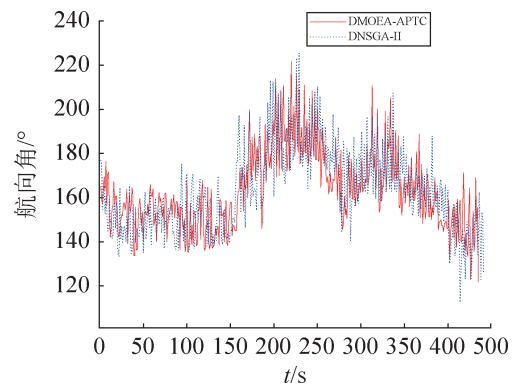


图14 偏好设置改变情况下航向角变化曲线

Fig. 14 Heading angle change curve when preference changes

表5为2种算法在偏好改变情况下所规划航迹飞行时间、生存概率和航向角平均变化值。可以看出, DMOEA-APTC算法规划结果均优于DNSGA-II算法, 表明DMOEA-APTC算法性能更优。DMOEA-APTC算法平均寻优耗时为293 ms, 满足 $t_s=1$ s的规划时间要求。

表5 偏好改变情况下规划结果

Table 5 Plan outcomes in case of preference changes

偏好设置	规划方法	飞行时间/s	生存概率	航向角平均变化值/(°)
$(0.7, 0.3)^T \rightarrow (0.3, 0.7)^T$	DMOEA-APTC	435	0.884 95	11.036 7
	DNSGA-II	441	0.875 93	13.085 1

5 结论

无人机在线航迹规划要求算法实时规划航迹, 实时响应不断变化的飞行环境, 本文在对在线航迹规划优化机制研究基础上, 引入时间关联特征概念, 即无人机系统当前所做的决策可能会影响

无人机未来状态, 并建立无人机时间关联动态多目标优化问题模型, 提出一种使用自适应预测响应机制和时间关联性优化机制的动态多目标相容优化算法DMOEA-APTC。DMOEA-APTC算法与DNSGA-II算法在4种不同威胁情况下进行航迹规划比较, 仿真实验表明: DMOEA-APTC算法所

规划航迹更加合理,有效规划无人机在静态威胁情况、突发威胁情况、突变威胁情况和偏好改变情况下的航迹,降低由于时间关联因素造成的航迹误差,提高了无人机运行稳定性。

本文侧重于单无人机在线航迹规划,且在线规划过程中以固定步长进行航迹规划,但实际战场中威胁源种类更加复杂,环境变化更加多样。因此,如何建立更贴合实际战场情况的动态威胁源环境模型并依据战场多变环境特性自适应调整在线规划步长将是后续研究工作的重点。

参考文献:

- [1] 卢新来, 杜子亮, 许赞. 航空人工智能概念与应用发展综述[J]. 航空学报, 2021, 42(4): 245-258.
Lu Xinlai, Du Ziliang, Xu Yun. Review on Basic Concept and Applications for Artificial Intelligence in Aviation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 245-258.
- [2] 杨伟. 关于未来战斗机发展的若干讨论[J]. 航空学报, 2020, 41(6): 1-12.
Yang Wei. Some Discussions on the Development of Future Fighters[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(6): 1-12.
- [3] Harker T W, Gilday M M, Berger D H. Department of Navy Unmanned Campaign Framework[EB/OL]. [2021-03-16]. <https://apps.dtic.mil/sti/citations/AD1125317>.
- [4] 雷宏杰, 姚呈康. 面向军事应用的航空人工智能技术架构研究[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(1): 1-11.
Lei Hongjie, Yao Chengkang. Technical Architecture of Aviation Artificial Intelligence for Military Application [J]. Navigation Positioning and Timing, 2020, 7(1): 1-11.
- [5] Shubhani Aggarwal, Neeraj Kumar. Path Planning Techniques for Unmanned Aerial Vehicles: A Review, Solutions, and Challenges[J]. Computer Communications, 2020, 149: 270-299.
- [6] Noor Shahid, Muhammad Abrar, Ushna Ajmal, et al. Path Planning in Unmanned Aerial Vehicles: An Optimistic Overview[J]. International Journal of Communication Systems, 2022, 35(6): e5090.
- [7] 李波, 屈原, 徐静. 复杂动态环境下基于DMPC-PSO的多无人机在线航迹规划[J]. 内蒙古师范大学学报(自然科学汉文版), 2018, 47(6): 491-498.
Li Bo, Qu Yuan, Xu Jing. DMPC-PSO Based on Multiple Unmanned Aerial Vehicles Real-time Route Planning in Complex Dynamic Environment[J]. Journal of Inner Mongolia Normal University(Natural Science Edition), 2018, 47(6): 491-498.
- [8] 陈都, 孟秀云. 基于改进ARA*算法的无人机在线航迹规划[J]. 飞行力学, 2021, 39(1): 60-65.
Chen Dou, Meng Xiuyun. UAV Online Path Planning Based on Improved ARA* Algorithm[J]. Flight Dynamics, 2021, 39(1): 60-65.
- [9] Li Keyu, Lu Yonggen, Zhang Yanchi. Dynamic Obstacle Avoidance Path Planning of UAV Based on Improved APF[C]//2020 5th International Conference on Communication, Image and Signal Processing (CCISP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 159-163.
- [10] Liu Wei, Hao Peng, Zheng Zheng, et al. FBCRI Based Real-time Path Planning for Unmanned Aerial Vehicles in Unknown Environments with Uncertainty[J]. 机器人, 2013, 35(6): 641-650.
- [11] Julien Margraff, Joanny Stéphant, Ouidad Labbani-Igbida. UAV 3D Path and Motion Planning in Unknown Dynamic Environments[C]//2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 77-84.
- [12] 彭星光, 徐德民, 高晓光. 基于Pareto解集关联与预测的动态多目标进化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 615-618.
Peng Xingguang, Xu Demin, Gao Xiaoguang. A Dynamic Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Pareto Set Linkage and Prediction[J]. Control and Decision, 2011, 26(4): 615-618.
- [13] 唐嘉钰, 李相民, 代进进. 基于威胁建模的UCAV武器投放在线航迹规划[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(2): 382-391.
Tang Jiayu, Li Xiangmin, Dai Jinjin. Online Trajectory Planning for UCAV Performing Ground Attacks Based on Threat Modeling[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(2): 382-391.
- [14] 汪瀚洋, 陈亮, 徐海, 等. 基于MOEA/D-ARMS的无人机在线航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(11): 3505-3514.
Wang Hanyang, Chen Liang, Xu Hai, et al. UAV Online Trajectory Planning Based on MOEA/D-ARMS[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(11): 3505-3514.
- [15] 任智, 张栋, 唐硕. 基于强化学习的改进三维A*算法在线航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(1): 193-201.
Ren Zhi, Zhang Dong, Tang Shuo. Improved Three-dimensional A* Algorithm of Real-time Path Planning Based on Reinforcement Learning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(1): 193-201.

- [16] 池海红, 周明鑫. 融合强化学习和进化算法的高超声速飞行器航迹规划[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(5): 847-856.
- Chi Haihong, Zhou Mingxin. Trajectory Planning for Hypersonic Vehicle Combined with Reinforcement Learning and Evolutionary Algorithms[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(5): 847-856.
- [17] Kalyanmoy Deb, Udaya Bhaskara Rao N, Karthik S. Dynamic Multi-objective Optimization and Decision-making Using Modified NSGA-II: A Case Study on Hydro-thermal Power Scheduling[C]//Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 803-817.
- [18] Li Yibing, Zhang Sitong, Ye Fang, et al. A UAV Path Planning Method Based on Deep Reinforcement Learning [C]//2020 IEEE USNC-CNC-URSI North American Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 93-94.
- [19] Liu Shengwei, Ma Yue. Research for Bidirectional Path Planning Based on An Improved A* Algorithm[C]//2020 IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications(AEECA). Piscataway: IEEE, 2020: 1036-1039.
- [20] Chen Haiyang, Ji Yebiao, Niu Longhui. Reinforcement Learning Path Planning Algorithm Based on Obstacle Area Expansion Strategy[J]. Intelligent Service Robotics, 2020, 13(2): 289-297.
- [21] Li Bohao, Wu Yunjie. Path Planning for UAV Ground Target Tracking Via Deep Reinforcement Learning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 29064-29074.
- [22] Dogan A. Probabilistic Path Planning for UAVs[C]//2nd AIAA "Unmanned Unlimited" Conf. and Workshop & Exhibit. Reston, VA, USA: AIAA, 2003: AIAA 2003-6552.
- [23] Roberge V, Tarbouchi M, Gilles Labonté. Fast Genetic Algorithm Path Planner for Fixed-wing Military UAV Using GPU[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(5): 2105-2117.
- [24] Song Qi, Zhao Qinglei, Wang Shuxin, et al. Dynamic Path Planning for Unmanned Vehicles Based on Fuzzy Logic and Improved Ant Colony Optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 62107-62115.
- [25] Wu Xiaojing, Xu Lei, Zhen Ran, et al. Biased Sampling Potentially Guided Intelligent Bidirectional RRT* Algorithm for UAV Path Planning in 3D Environment[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019: 5157403.
- [26] Ma Xiaoliang, Zhang Qingfu, Tian Guangdong, et al. On Tchebycheff Decomposition Approaches for Multiobjective Evolutionary Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(2): 226-244.
- [27] 何春雄, 龙卫江, 朱锋峰. 概率论与数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012: 79-80.
- [28] 彭星光. 面向无人系统的动态进化算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2017: 87-104.
- [29] Xu Biao, Zhang Yong, Gong Dunwei, et al. Environment Sensitivity-based Cooperative Co-evolutionary Algorithms for Dynamic Multi-objective Optimization [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2018, 15(6): 1877-1890.
- [30] Goh C K, Tan K C. A Coevolutionary Paradigm for Dynamic Multi-objective Optimization[M]//Goh C K, Tan K C. Evolutionary Multi-objective Optimization in Uncertain Environments: Issues and Algorithms. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009: 153-185.
- [31] Deb K, Thiele L, Laumanns M, et al. Scalable Test Problems for Evolutionary Multiobjective Optimization [M]//Abraham A, Jain L, Goldberg R. Evolutionary Multiobjective Optimization: Theoretical Advances and Applications. London: Springer London, 2005: 105-145.