

采用自适应原始对偶迭代的无人机编队 协同航路规划方法

程宇峰¹, 李勇¹, 王永坤², 程伟¹

(1. 西北工业大学电子信息学院, 710072, 西安;

2. 中国航空工业集团公司雷华电子技术研究所, 214063, 江苏无锡)

摘要: 针对目标通过机动进入无人机雷达探测盲区、导致雷达跟踪不稳定的问题,提出一种无人机编队协同航路规划方法。首先,根据雷达多普勒速度盲区、雷达探测视角、距离边界区等建立协同航路规划约束条件;然后,以机动目标稳健跟踪为目的建立优化目标函数,并结合约束条件构建协同航路优化模型;最后,设计了一种自适应原始-对偶迭代算法,对建立的航路优化模型进行快速求解,得到无人机飞行实时航路。对比仿真结果表明:所提方法能够实现无人机编队协同航路快速规划,达到对机动目标持续稳定跟踪的目的;与传统的高斯伪谱法和模型预测控制算法相比,所提方法求解速度提升了10%,算法复杂度相对较低;所提方法求解的无人机航路平滑性较好,可减少无人机飞行油耗,便于长时留空探测。

关键词: 无人机编队;多普勒速度;机动目标;航路规划;雷达跟踪

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202303017 **文章编号:** 0253-987X(2023)-03-0183-10

Cooperative Path Planning Method for Unmanned Aerial Vehicle Formation Using Adaptive Primal-Dual Iteration

CHENG Yufeng¹, LI Yong¹, WANG Yongkun², CHENG Wei¹

(1. School of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. AVIC LEIHUA Electronic Technology Institute, Wuxi, Jiangsu 214063, China)

Abstract: A cooperative path planning method for unmanned aerial vehicle (UAV) formation is proposed to address the unstable radar tracking after the target maneuvers into the blind zone of UAV radar detection. Firstly, multiple constraints are constituted based on the blind zone of Doppler velocity, radar detection angle and range boundary, and so on. Then, an objective function is established for the purpose of steady tracking of maneuvering targets. The mathematical model of the cooperative path planning problem is established by the objective function and constraints. Finally, the mathematical model is quickly solved by the proposed adaptive primal-dual iterative (APDI) algorithm to obtain flight paths of UAVs in real time. Comparative simulation results show that the proposed method can realize fast cooperative path planning for a continuous and steady tracking of maneuvering targets. The APDI is a low complexity algorithm and has a higher solving speed with a 10% improvement in comparison with Gauss pseudospectral method

收稿日期: 2022-08-17。 作者简介: 程宇峰(1973—),男,在职博士生;王永坤(通信作者),男,博士,高级工程师。 基金项目: 中国博士后科学基金资助项目(2019M661962);国防科技创新特区项目(20-H863-03-LZ-004-012-01)。

网络出版时间: 2022-11-07

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20221107.1117.002.html>

and model predictive control method. Moreover, the UAV path solved by the proposed method is smooth, which can reduce the fuel consumption of UAV in flight, allowing for longer detection in the air.

Keywords: unmanned aerial vehicle formation; Doppler velocity; maneuvering target; path planning; radar tracking

雷达作为无人机获取空中态势信息的主要传感器,承担着广域搜索与目标跟踪等多项任务^[1]。由于脉冲多普勒体制雷达的固有缺陷,其对切向低速目标存在探测盲区^[2-3]。在无人机单机工作时,目标往往能够利用雷达探测盲区这一弱点进行机动规避^[4]。多架无人机编队从多个角度进行协同探测,并通过编队飞行轨迹的合理动态规划^[5],可有效抑制目标进入无人机编队雷达探测盲区,实现对目标的持续跟踪。

针对无人机编队协同航路规划问题,文献[6-8]分别开展了无人机协同搜索问题研究,包含搜索任务分配和航路规划两方面^[8];文献[9-10]针对禁飞区威胁约束开展了协同突防航路规划研究。以上研究针对的探测目标与优化目标是静态的,而针对目标实时动态变化的协同航路规划问题,当前的研究成果较少。文献[11]基于目标不同角度的 RCS 变化情况,设计了一种隐蔽抵近的轨迹优化方法;文献[12]针对雷达多普勒盲区约束,设计了一种主动规避目标雷达探测的航路规划方法,但是未考虑飞机自身的探测盲区影响。针对该问题,文献[13]基于雷达探测能力约束的情况下,通过多机协同航路规划实现了对机动目标的稳定跟踪,但文献[13]仅在二维平面内进行多普勒盲区的计算,且以雷达波束在法线探测为主要目标,与实际场景不够契合,采用的高斯伪谱方法(Gauss pseudospectral method, GPM)需要动态配置大量的离散点,其配置结果对求解速率影响较大,该类算法容易陷入局部最优导致求解发散。原始对偶迭代算法^[14-17](primal-dual iterative, PDI)是求解大规模非线性优化问题的一类高效算法,该类算法通过引入对偶因子将约束条件对偶化为目标函数,并将其分解为多个独立的子问题进行求解,相较于传统的序列二次规划^[18-19]方法,计算量小、计算精度高^[20]。

本文采用 PDI 算法进行无人机编队协同航路规划问题研究。首先,在文献[13]的基础上,进行三维多普勒盲区计算,同时将飞行速度引入约束条件,从而基于雷达三维多普勒盲区、雷达探测能力边界、编队基线等因素构造协同航路规划约束条件;此外,

为贴近实际需求,将雷达偏置探测引入优化目标,并结合机动目标稳健跟踪、过载最小化等因素构造优化目标函数。接着,本文设计了一种自适应原始-对偶迭代(adaptive primal-dual iterative, APDI)算法对该大规模非线性问题进行求解。最后,进行了数值仿真验证。

1 协同航路优化建模

针对单部无人机雷达探测空中高机动目标存在的盲区问题,本文以稳健探测为主要目标,建立协同航路规划过程中的约束条件,构建优化目标函数进行优化航路控制,从而实现对机动目标的持续稳定跟踪,示意图如图1所示。

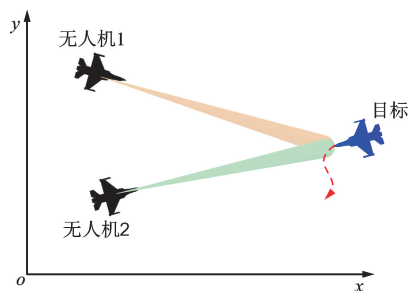


图1 无人机编队协同探测工作场景示意图

Fig. 1 Cooperative detection of UAV formation

1.1 运动模型约束

考虑无人机三维空间惯性坐标系下的运动学模型如下

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \theta \cos \varphi \\ \dot{y} = V \cos \theta \sin \varphi \\ \dot{z} = V \sin \theta \\ \dot{\theta} = a_z / V \\ \dot{\varphi} = a_p / (V \cos \theta) \end{cases} \quad (1)$$

式中: (x, y, z) 是无人机坐标; V 是无人机飞行的绝对速度; θ 和 φ 分别表示无人机的俯仰角和航向角; a_p 和 a_z 是无人机在方位和俯仰向的过载加速度。

1.2 过程与控制约束

1.2.1 多普勒盲区约束

由于雷达多普勒盲区的限制,当目标相对于无人机的径向速度小于雷达最小可检测速度时,目标

回波的多普勒频移将低于检测门限,雷达难以检测出目标。

文献[13]仅考虑了方位上二维平面的盲区约束,本文为贴近实际场景,在三维空间下建立雷达多普勒盲区约束条件,目标相对于无人机的径向速度计算如下

$$\Delta v_i = \frac{(x_T - x, y_T - y, z_T - z)}{\sqrt{(x_T - x)^2 + (y_T - y)^2 + (z_T - z)^2}} \begin{bmatrix} v_{x_T} \\ v_{y_T} \\ v_{z_T} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中:\$(x_T, y_T, z_T)\$是目标的坐标;\$n\$表示我方编队内无人机数量;\$i\$表示无人机编号;\$v_{x_T}\$、\$v_{y_T}\$和\$v_{z_T}\$表示目标速度在空间的三维分量。为保证多架无人机协同对机动目标持续稳健跟踪,目标在每时刻至少需要处于一部雷达的清晰区内,则约束条件为

$$\max\{|\Delta v_1|, |\Delta v_2|, \dots, |\Delta v_n|\} \geq \Delta v_{\min} \quad (3)$$

式中:\$\Delta v_i\$ (\$i=1, 2, \dots, n\$)表示目标相对于无人机\$i\$的径向速度;\$\Delta v_{\min}\$表示无人机雷达的最小可检测速度。

1.2.2 雷达探测视角约束

雷达的探测视角约束为

$$\begin{cases} -\theta_o \leq \theta \leq \theta_o, & \theta_o > 0 \\ -\varphi_o \leq \varphi \leq \varphi_o, & \varphi_o > 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:\$\theta_o\$和\$\varphi_o\$分别表示两个角度的最大值。为保证目标处于雷达视线范围内,目标相对于无人机雷达的法线方向需满足上述角度约束。

1.2.3 雷达探测距离约束

雷达对目标进行探测时存在探测能力边界约束,即

$$R \leq R_{\max} \quad (5)$$

式中:\$R\$表示航路优化过程中雷达实时探测距离;\$R_{\max}\$表示雷达对目标的最远探测距离。

1.2.4 基线约束

无人机编队协同对抗过程中,多架无人机基于避撞考虑需要进行基线约束;此外,各无人机为最大化扩展协同探测威力区从而提升态势感知能力,需保证一定的基线长度,约束条件为

$$\begin{aligned} D_{\min} &\leq D_{i,j} \leq D_{\max} \\ i &= 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (6)$$

式中:\$D_{i,j}\$表示无人机\$i\$和无人机\$j\$之间的距离;\$D_{\min}\$和\$D_{\max}\$分别表示基线的最小和最大值。

1.2.5 速度约束

为有效减少机动目标进入单部雷达盲区时间,

无人机需要保证一定的机动性能,而当无人机处于高速运动状态下时,其机动性能必将随之下降;此外,速度上限也受到无人机平台的能力限制,因此,对运动速度进行约束,即

$$V_i \leq \bar{V}, i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中:\$V_i\$表示无人机\$i\$的飞行速度;\$\bar{V}\$是速度上限值。

1.2.6 控制约束

无人机的控制量约束,即无人机飞行过载约束,设置如下

$$|a_z| \leq a_{z,\max}, |a_p| \leq a_{p,\max} \quad (8)$$

式中:\$a_{z,\max}\$和\$a_{p,\max}\$分别表示无人机在俯仰向和方位向的最大过载加速度能力。

1.3 目标函数

文献[13]在进行目标函数设置时,以最大化目标多普勒速度和最小化雷达探测视角为优化目标。本文为更加贴近实际场景,在进行目标函数设置时,进行下述说明。

(1)在当前实际飞行环境下,无人机平台为保证自身飞行安全,确保在感知到目标雷达探测时,能够尽快偏置脱离、切向飞行进入对方雷达盲区,常进行机头偏置探测,即雷达波束以偏离法线一定视角\$\bar{\varphi}\$进行目标照射。因此,雷达对目标的探测视角越接近\$\bar{\varphi}\$,越有利于无人机在执行目标探测任务的同时确保自身平台的安全性。

(2)无人机的续航能力是进行航路规划需要重点考虑的一项因素,若无人机频繁的进行大过载机动,势必会增大飞机的油耗使用,进而影响续航时间。因此,将无人机的过载加速度引入优化目标。

综上所述,本文首要优化目标是避免目标落入雷达多普勒盲区,因此,多普勒速度最大化是优化的首要目标;此外,为保证无人机续航能力,需要避免进行大过载机动,因此,过载量的最小化是优化目标中需要考虑的第二项因素;再者,在进行航路优化的同时,需要尽可能保证无人机自身的平台安全性,因此,雷达偏置探测也是优化目标中的一项重要因素。

因此,目标函数设置如下

$$\min J = \frac{\omega_1 \int (|a_{p,i}(t)| + |a_{z,i}(t)|)^2 dt + \omega_2 \int (|\varphi - \bar{\varphi}|)^2 dt}{\omega_3 \int |\Delta v_i(t)|^2 dt} \quad (9)$$

式中:\$i=1, 2, \dots, n\$;\$a_{p,i}\$和\$a_{z,i}\$分别表示无人机\$i\$方位向和俯仰向的过载加速度;\$\bar{\varphi}\$是期望偏置角;\$\omega_1\$、\$\omega_2\$和\$\omega_3\$分别为优化权重。3个因子权重值的选

择,根据各项子优化目标的权重设置。在本文中,多普勒速度最大化是最重要的优化目标,过载量最小化次之,优化子目标偏置视角探测的优化权重最弱,因此,3个权重因子的大小设置准则为 $0 < \omega_2 \leq \omega_1 \leq 1/\omega_3$,且 $\omega_2 + \omega_1 + 1/\omega_3 = 1$ 。

需要说明的是:本文考虑己方各无人机为同构平台、能力相同;同时,本文进行多架无人机协同航路优化,并不对各无人机设定独立的优化因子,而是对多架无人机的优化因子同时优化,共用同一套优化因子参数,更加贴近实际应用环境。

1.4 协同航路优化模型

基于上述建立的无人机编队协同航路规划约束条件与目标函数,构建协同航路优化模型

$$\min J = \frac{\omega_1 \int (|a_{p,i}(t)| + |a_{z,i}(t)|)^2 dt + \omega_2 \int (|\varphi - \bar{\varphi}|)^2 dt}{\omega_3 \int |\Delta v_i(t)|^2 dt}$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \max \{ |\Delta v_1|, |\Delta v_2|, \dots, |\Delta v_n| \} \geq \Delta v_{\min} \\ R \leq R_{\max} \\ -\theta_o \leq \theta \leq \theta_o, -\varphi_o \leq \varphi \leq \varphi_o \\ D_{\min} \leq D_{i,j} \leq D_{\max} \\ V_i \leq \bar{V} \\ |a_z| \leq a_{z,\max}, |a_p| \leq a_{p,\max} \end{cases} \quad (10)$$

2 基于 APDI 的协同航路规划求解

由式(10)建立的动态环境下的航路优化模型,属于最优控制领域的滚动优化问题,无法直接采用成熟的非线性优化算法进行求解。本文首先采用全局插值多项式在一系列离散点进行状态变量的近似,从而将最优控制问题转化为具有一系列代数约束的非线性优化问题^[21]。进而,设计自适应原始对偶迭代(APDI)算法进行求解,通过变量分离技术将大规模约束问题拆分为独立的子问题,并设计快速迭代式进行求解。

2.1 状态变量离散化

首先将优化过程进行归一化约束,即将优化区间 $[t_0, t_f]$ 转换为 $[-1, 1]$,对时间 t 作如下离散变换

$$t \in [t_0, t_f] \rightarrow \tau \in [-1, 1]$$

$$\tau = \frac{2t}{t_f - t_0} - \frac{t_f + t_0}{t_f - t_0} \quad (11)$$

式中: t_0 是单步优化起始时刻; t_f 是单步优化终端时刻; τ 为时间域变量。基于式(11)的动态优化区间,运动学方程可重新描述为

$$\dot{\mathbf{x}} = \frac{t_f - t_0}{2} f(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{U}(\tau), \tau), \tau \in [-1, 1] \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5] = [x, y, z, \theta, \varphi]$ 为状态向量; $\mathbf{U} = [U_1, U_2] = [a_z, a_p]$ 为控制向量; $f(\cdot)$ 为状态变量函数,即

$$f(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{U}(\tau), \tau) = \begin{cases} V \cos(x_4(\tau)) \cos(x_5(\tau)) \\ V \cos(x_4(\tau)) \sin(x_5(\tau)) \\ V \sin(x_4(\tau)) \\ U_1(\tau)/V \\ U_2(\tau)/V \cos(x_4(\tau)) \end{cases} \quad (13)$$

本文采用 K 阶 Legendre-Gauss(LG)点以及 $\tau_0 = -1$ 为离散节点构造 Lagrange 插值多项式,并以其为基函数来构造原状态矢量 $\mathbf{x}(\tau)$ 的近似表达 $\mathbf{X}(\tau)$,即

$$\mathbf{X}(\tau) = \sum_{i=1}^K L_i(\tau) \mathbf{X}(\tau_i) \quad (14)$$

式中: K 为阶数; $L_i(\tau)$ 为插值多项式,即

$$L_i(\tau) = \prod_{j=0, j \neq i}^K (\tau - \tau_j) / (\tau_i - \tau_j) \quad (15)$$

基于上述离散状态,对式(14)求微分

$$\dot{\mathbf{x}}(\tau) \approx \dot{\mathbf{X}}(\tau) = \sum_{i=0}^K \bar{\mathbf{D}} \mathbf{X}(\tau_i) \quad (16)$$

式中: $\bar{\mathbf{D}} = [\bar{\mathbf{D}}_{10}, \bar{\mathbf{D}}_{20}, \dots, \bar{\mathbf{D}}_{ki}, \dots, \bar{\mathbf{D}}_{kk}]$,其中 $\bar{\mathbf{D}}_{ki}$ 的表达式如下

$$\bar{\mathbf{D}}_{ki} = \dot{L}_i(\tau_k) = \begin{cases} \frac{(1 + \tau_k) \dot{P}_K(\tau_k) + P_K(\tau_k)}{(\tau_k - \tau_i) [(1 + \tau_i) \dot{P}_K(\tau_i) + P_K(\tau_i)]}, i \neq k \\ \frac{(1 + \tau_i) P_K(\tau_i) + 2P_K(\tau_k)}{2[(1 + \tau_i) \dot{P}_K(\tau_i) + P_K(\tau_i)]}, i = k \end{cases} \quad (17)$$

式中: τ_k ($k = 1, 2, \dots, K$) 为集合 $\tau_s = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K\}$ 中的点; $\bar{\tau}_i$ ($i = 0, 1, \dots, K$) 为集合 $\bar{\tau}_s = \{\bar{\tau}_0, \bar{\tau}_1, \dots, \bar{\tau}_K\}$ 中的点; $P_K(\tau)$ 为中间变量,即

$$P_K(\tau) = \frac{1}{2^K K!} \frac{d^K}{d\tau^K} [(\tau^2 - 1)^K] \quad (18)$$

将式(17)代入运动学方程式(12),可得

$$\sum_{i=0}^K \bar{\mathbf{D}}_{ki} \mathbf{X}(\tau_i) - \frac{t_f - t_0}{2} f(\mathbf{x}(\tau_k), \mathbf{U}(\tau_k), \tau_k; t_0, t_f) = 0 \quad (19)$$

式中: $k = 1, 2, \dots, K$ 。终端状态节点离散化为

$$\mathbf{X}(\tau_f) = \mathbf{X}(\tau_0) +$$

$$\frac{t_f - t_0}{2} \sum_{k=1}^K \bar{\omega}_k f(\mathbf{x}(\tau_k), \mathbf{U}(\tau_k), \tau_k; t_0, t_f) \quad (20)$$

式中: $\bar{\omega}_k = \int_{-1}^1 L_i(\bar{\tau}) d\tau$ 为权重; τ_k 为 LG 点。基于

上述状态转换,协同航路优化问题式(10)转化为具

有一系列非线性约束下的大规模优化问题,即

$$\min J = \sum_{i=1}^{i=N} \left[\frac{\omega_1}{\omega_3} \sum_{k=1}^N \frac{|a_{p,i}(k, \bar{t})| + |a_{z,i}(k, \bar{t})|}{|\Delta v_i(k, \bar{t})|} + \frac{\omega_2}{\omega_3} \sum_{k=1}^N \frac{|\varphi_i(k, \bar{t}) - \bar{\varphi}|}{|\Delta v_i(k, \bar{t})|} \right] \quad (21)$$

式中: $\bar{t}$ 是优化节点序号; T 表示优化总步数; N 是单步优化区间内的 LG 点数。约束条件为

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=0}^K \bar{D}_{ki} \mathbf{X}(\tau_i) - \frac{t_f - t_0}{2} f(\mathbf{x}(\tau_k), \mathbf{U}(\tau_k), \tau_k; t_0, t_f) = 0 \\ \mathbf{X}(\tau_0) - \mathbf{X}(\tau_f) + \frac{t_f - t_0}{2} \sum_{k=1}^K \bar{\omega}_k f(\mathbf{x}(\tau_k), \mathbf{U}(\tau_k), \tau_k; t_0, t_f) = 0 \\ |\varphi(\tau)| \leq \varphi_0, |\theta(\tau)| \leq \theta_0 \\ D_{\min} \leq D_{i,j}(\tau) \leq D_{\max}, R \leq R_{\max}, V_i \leq \bar{V} \end{cases} \quad (22)$$

2.2 基于 APDI 算法的模型求解

优化问题式(21)是一类大规模非线性优化问题,传统的序列二次规划算法需要对大规模约束进行近似迭代,每次迭代计算开销较大。本文针对问题(22)的约束结构,提出基于原始-对偶迭代的自适应迭代算法(APDI)。通过变量分离技术将大规模约束问题拆分为独立的子问题,并设计高效的快速迭代式快速求解。为了符号表示方便,不是一般性,将优化问题式(21)和(22)简化为

$$\begin{aligned} \min J(a_p, a_z) \\ \text{s. t.} \begin{cases} \mathbf{G}_1(a_p, a_z) = 0 \\ \mathbf{G}_2(a_p, a_z) = 0 \\ (a_p, a_z) \in \Omega \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{G}_1$ 和 $\mathbf{G}_2$ 分别为系统状态和终端约束,即

$$\mathbf{G}_1(a_p, a_z) = \sum_{i=0}^K \bar{D}_{ki} \mathbf{X}(\tau_i) - \frac{t_f - t_0}{2} f(\mathbf{x}(\tau_k), \mathbf{U}(\tau_k), \tau_k; t_0, t_f) \quad (24)$$

$$\mathbf{G}_2(a_p, a_z) = \mathbf{X}(\tau_0) - \mathbf{X}(\tau_f) +$$

$$\frac{t_f - t_0}{2} \sum_{k=1}^K \bar{\omega}_k f(\mathbf{x}(\tau_k), \mathbf{U}(\tau_k), \tau_k; t_0, t_f) \quad (25)$$

根据式(24)和(25)可知 $\mathbf{G}_1(a_p, a_z) \geq 0$, $\mathbf{G}_2(a_p, a_z) \geq 0$ 。集合 Ω 为

$$\Omega = \left\{ (a_p, a_z) \left| \begin{aligned} &|\varphi(\tau)| \leq \varphi_0, |\theta(\tau)| \leq \theta_0, \\ &D_{\min} \leq D_{i,j}(\tau) \leq D_{\max}, V_i \leq \bar{V} \end{aligned} \right. \right\} \quad (26)$$

优化问题式(23)的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} \mathbf{L}(a_p, a_z, \lambda) = \mathbf{J}(a_p, a_z) + \\ \lambda_1 \mathbf{G}_1(a_p, a_z) + \lambda_2 \mathbf{G}_2(a_p, a_z) \end{aligned} \quad (27)$$

式中: λ_1 和 λ_2 为两个对偶变量。拉格朗日函数 $\mathbf{L}(a_p, a_z, \lambda)$ 通过对偶变量将非线性约束对偶化为目标函数,求解优化问题式(23)等价于求解如下关于拉格朗日函数 $\mathbf{L}(a_p, a_z, \lambda)$ 的最大最小化问题:

$$\max_{\lambda} \min_{(a_p, a_z) \in \Omega} \mathbf{L}(a_p, a_z, \lambda) \quad (28)$$

最大最小化问题(28)仅需处理约束集合 Ω ,而非非线性约束 $\mathbf{G}_1(a_p, a_z) = 0$ 和 $\mathbf{G}_2(a_p, a_z) = 0$ 通过迭代对偶变量 λ_1 和 λ_2 来进行控制。通过如下的自适应交替迭代式可快速求解最大最小化问题(28),即

$$\begin{aligned} (a_p^{t+1}, a_z^{t+1}) &= \arg \min_{(a_p, a_z) \in \Omega} \mathbf{L}(a_p, a_z, \lambda^t) \\ \lambda_1^{t+1} &= \lambda_1^t + \alpha \max(|\mathbf{G}_1(a_p^{t+1}, a_z^{t+1})|, 0) \\ \lambda_2^{t+1} &= \lambda_2^t + \alpha \max(|\mathbf{G}_2(a_p^{t+1}, a_z^{t+1})|, 0) \end{aligned} \quad (29)$$

式中: $\alpha > 0$ 为步长参数。由迭代式(29)可知, λ_1^t 和 λ_2^t 在每次迭代中自适应递增,且最终收敛至充分大的常数 $\bar{\lambda}_1$ 和 $\bar{\lambda}_2$,则约束 $\mathbf{G}_1(a_p, a_z) = 0$ 和 $\mathbf{G}_2(a_p, a_z) = 0$ 成立,等价求解了原问题式(21)。

本文设计的优化算法可实现次最优求解,能快速找到局部最优区间,提升求解速度。在无人机飞行航路优化过程中,更加关注模型求解速度,而全局优化算法的复杂度较高,求解延时较大,这也是航路规划问题一般不采用全局优化算法的主要原因之一。

3 仿真分析

本文的仿真分析在 PC 机上进行, CPU 为 Intel i9-9900K@3.6 GHz, 内存为 16 GB, 采用 Matlab 2012b 软件进行仿真。为验证本文提出的无人机编队协同航路规划算法的有效性,首先进行 2V1 场景下的数值仿真验证, APDI 算法参数 α 为 0.1。针对航路优化问题,仿真步长设置较大,则求解速度较快、实时性好,但是求解精度不够高,且存在航路不平滑的问题;仿真步长设置过小,则求解速度较慢。本文综合考虑求解速度与精度两方面因素,结合雷达的量测更新频率,仿真步长设置为 1 s。此外,仿真步长与雷达量测更新率进行匹配设置,一方面是将模型的优化过程与探测时刻进行耦合,与实际应用更加契合;另一方面,在量测更新时刻进行航路优化,有利于提升航路优化的准确性,加速优化收敛过程。

目标进行迎头前置 S 机动^[22], 由一个正半圆和一个反半圆构成, 转弯半径 10 km, S 机动相较于圆周机动, 更加难以预测和跟踪。此外, 本文的航路优化是在与目标飞机能力对等条件下进行, 设定目标速度为 300 m/s。无人机 1 起始位置为 (3 km, 180 km), 起始航向角为 30°, 无人机 2 起始位置为 (3 km, 120 km), 起始航向角为 5°, 雷达探测期望偏置角为 45°, 目标起始位置 (150 km, 150 km)。仿真约束参数设置如表 1 所示。

表 1 约束条件参数

Table 1 Constraint parameters

参数	数值
$\Delta v_{\min}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	30
$D_{\min}/\text{km}$	10
$D_{\max}/\text{km}$	200
$\varphi_o/(\text{^\circ})$	60
$\theta_o/(\text{^\circ})$	60
$R_{\max}/\text{km}$	250
$a_{p,\max}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	60
$a_{z,\max}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	60
$\bar{V}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	310

基于上述场景参数, 采用本文提出的 APDI 算法进行求解。仿真结果如图 2 所示, 径向速度与雷达盲区结果如图 3 所示。

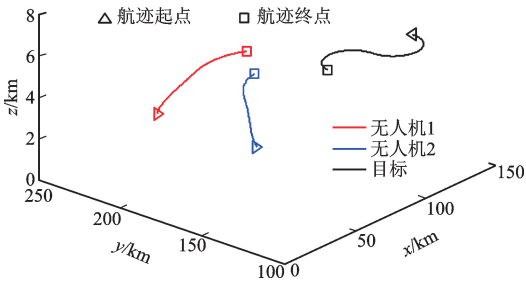
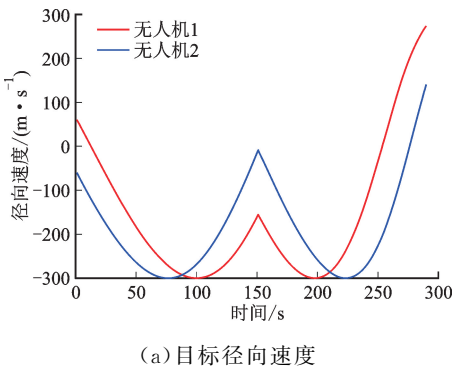
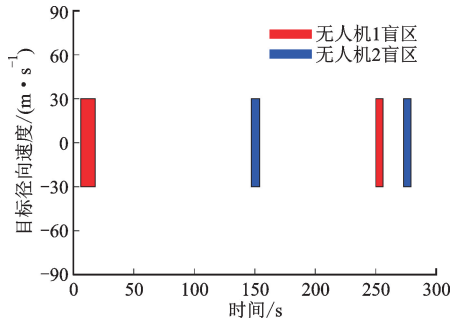


图 2 2V1 仿真场景下协同航路规划结果
Fig. 2 The cooperative flight trajectories in 2V1 scenario



(a) 目标径向速度



(b) 无人机雷达多普勒盲区

图 3 2V1 仿真场景下盲区结果
Fig. 3 The blind zone results in 2V1 scenario

由于目标的运动轨迹无法预知, 且无人机具有转弯半径限制, 因此目标可以通过机动进入雷达探测盲区, 该问题目前还无法避免。本文的优化目标是在双机协同过程中, 各时刻至少有一部雷达实现对目标的稳定跟踪, 由图 3(b) 可知, 目标将在 6 s~18 s 和 250 s~256 s 进入无人机 1 的雷达盲区, 将在 147 s~154 s 和 273 s~279 s 进入无人机 2 的雷达盲区, 两个盲区时间无重叠, 在每一时刻至少有一部雷达能实现稳定探测。

此外, 相比于文献[13], 本文将雷达偏置探测引入优化目标函数, 探测视角结果如图 4 所示。

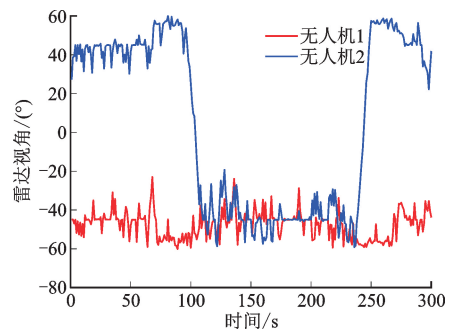


图 4 2V1 仿真场景下雷达探测视角结果
Fig. 4 Radar detection angles in azimuth in 2V1 scenario

可以看出通过航路优化能够使得两部雷达长时间维持在期望偏置角 45° 进行探测, 保证无人机在进行目标探测的同时, 能够在威胁感知时刻立即偏置远离。过载加速度结果如图 5 所示, 可以看出在整个航路优化周期内无人机平均过载量较小, 保证了无人机续航能力。双机基线仿真结果如图 6 所示, 基线值满足表 1 所述约束条件要求。

为进一步验证本文提出的航路优化算法性能, 采用 3 种算法进行对比仿真分析, 即本文提出的 APDI 算法、文献[13]采用的 Hp-GPM 算法及模型预测控制(model predictive control, MPC)^[23-25] 方

法。从盲区运行时间和算法时间复杂度两方面进行验证,50 次蒙特卡罗仿真结果如表 2 所示。

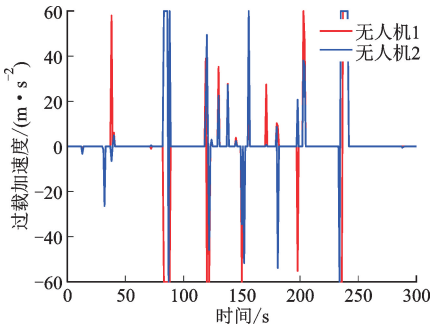


图 5 2V1 仿真场景下过载加速度结果
Fig. 5 The overload accelerations in 2V1 scenario

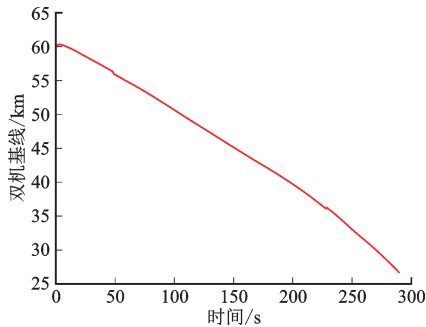


图 6 2V1 仿真场景下双机基线结果
Fig. 6 The baseline results in 2V1 scenario

表 2 对比仿真结果

算法	运行时间/s				求解时间/s	
	无人机 1		无人机 2		150 s	300 s
	盲区 1	盲区 2	盲区 1	盲区 2	150 s	300 s
	场景	场景	场景	场景	场景	场景
APDI	12	19	7	14	40	87
Hp-GPM	11	21	11	22	63	113
MPC	10	18	7	16	74	174

由表 2 可以看出:本文提出的 APDI 算法和 MPC 性能相当, Hp-GPM 算法的盲区运行时间较长;在计算复杂度方面, MPC 算法的求解耗时较长, 不适用于时敏系统; GPM 算法基于序列二次规划进行求解, 迭代计算开销较大;而本文提出的 APDI 算法, 是将大规模非线性优化问题拆分为独立的子问题进行求解, 计算复杂度较低, 且平均运算时间明显少于上述两种算法。由于本文采用的仿真优化步长较小, 使得算法复杂度无法有效降低, 因此求解时间仍较长。但是, 在实际应用过程中, 优化步长会进行适应性增大, 此外工程上使用的处理芯片可执行并行优化计算, 对算法的复杂度要求较宽松。

为进一步验证算法普适性, 进行 3 架无人机与 4 架无人机协同仿真验证。三机协同各无人机起始坐标分别设置为 (10 km, 200 km)、(3 km, 140 km) 和 (15 km, 100 km), 仿真结果如图 7~图 10 所示。图 7 为飞行场景, 图 8 为探测盲区结果, 可以看出, 本文提出的协同航路规划算法, 可动态调整无人机飞行航路, 实现对机动目标的稳健跟踪。图 9~图 10 分别为三机协同下雷达探测视角和过载加速度仿真结果, 均满足约束条件要求。四机协同各无人机起始坐标分别设置为 (10 km, 200 km)、(3 km, 140 km)、(15 km, 100 km) 和 (60 km, 3 km), 对应的仿真结果如图 11~图 14 所示, 可以看出本文提出的算法可支持不同编队构成的协同航路优化。仿真结果也验证了本文提出的算法在不同使用场景下的鲁棒性和普适性。

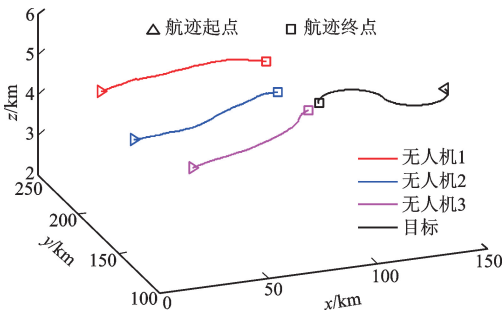
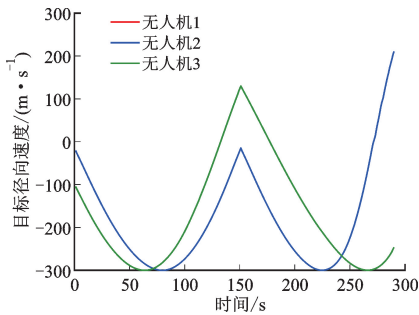
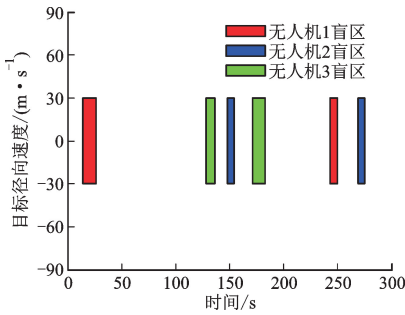


图 7 3V1 仿真场景下协同航路规划结果
Fig. 7 The cooperative flight trajectories in 3V1 scenario



(a) 目标径向速度



(b) 无人机雷达多普勒盲区

图 8 3V1 仿真场景下盲区结果

Fig. 8 The blind zone results in 3V1 scenario

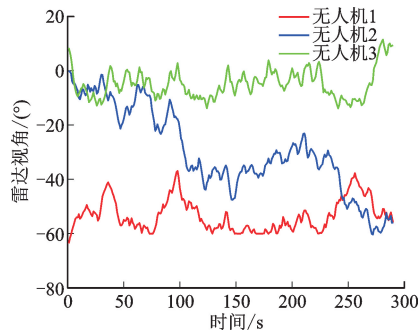
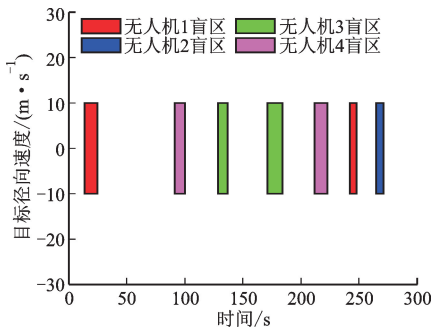


图 9 3V1 仿真场景下雷达探测视角结果
Fig. 9 Radar detection angles in azimuth in 3V1 scenario



(b) 无人机雷达多普勒盲区
图 12 4V1 仿真场景下盲区结果
Fig. 12 The blind zone results in 4V1 scenario

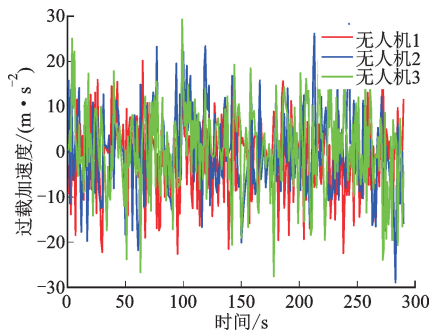


图 10 3V1 仿真场景下过载加速度结果
Fig. 10 The overload accelerations in 3V1 scenario

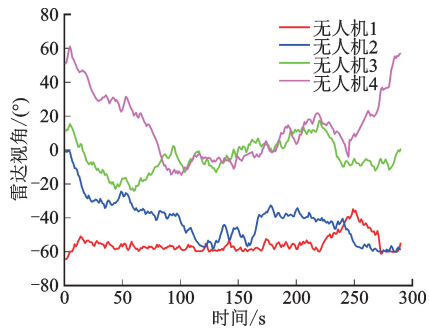


图 13 4V1 仿真场景下雷达探测视角结果
Fig. 13 Radar detection angles in azimuth in 4V1 scenario

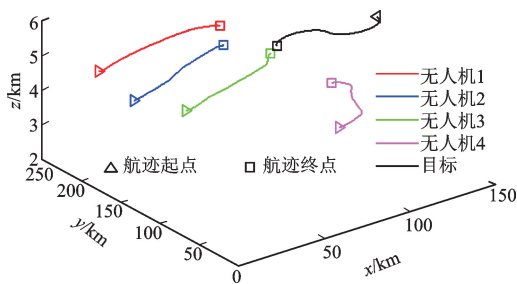


图 11 4V1 仿真场景下协同航路规划结果
Fig. 11 The cooperative flight trajectories in 4V1 scenario

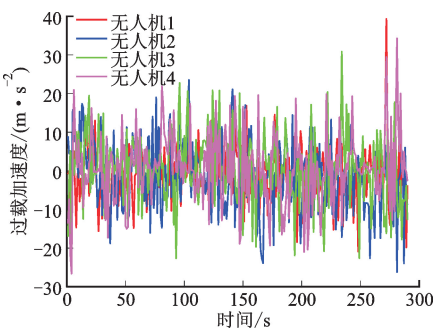
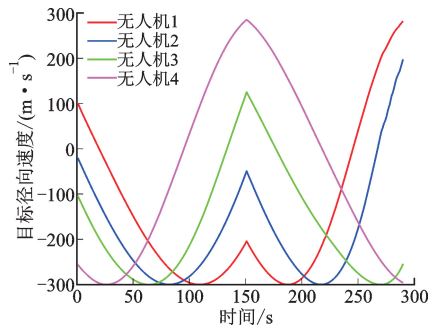


图 14 4V1 仿真场景下过载加速度结果
Fig. 14 The overload accelerations in 4V1 scenario



(a) 目标径向速度

4 结 论

本文针对无人机雷达探测机动目标面临的多普勒盲区问题,开展无人机编队协同航路优化方法研究。首次将雷达探测盲区与航路优化相结合,同时考虑无人机机动性能、雷达探测性能等多项约束条件,建立了面向机动目标跟踪的协同航路优化模型,采用自适应原始-对偶迭代算法对该大规模非线性问题进行求解。对比仿真得到以下结果:

(1)无人机编队协同航路规划,能够从多角度协同对目标进行探测,有效实现对机动目标的持续、稳健跟踪;

(2)与 GPM 和 MPC 算法相比,所提的 APDI 算法计算复杂度较低,算法实时性较好,同时也具有较高的求解精度,具有一定工程应用价值;

(3)本文所提算法的主要参数为优化模型中的3个权重因子,在理论上可以通过蒙特卡罗仿真进行权重的影响性分析,虽然与实际应用还存在一定差异,但是结果可为实际工程中的参数设置提供经验,降低工程应用时的参数设置难度。

参考文献:

- [1] YAN Junkun, PU Wenqiang, ZHOU Shenghua, et al. Optimal resource allocation for asynchronous multiple targets tracking in heterogeneous radar networks [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4055-4068.
- [2] XU Gongguo, SHAN Ganlin, DUAN Xiusheng. Sensor scheduling for ground maneuvering target tracking in presence of detection blind zone [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2020, 31(4): 692-702.
- [3] WU Weihua, SUN Hemin, CAI Yichao, et al. MM-GLMB filter-based sensor control for tracking multiple maneuvering targets hidden in the Doppler blind zone [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4555-4567.
- [4] YAN Junkun, DAI Jinhui, PU Wenqiang, et al. Target capacity based resource optimization for multiple target tracking in radar network [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 2410-2421.
- [5] GOERZEN C, KONG Z, METTLER B. A survey of motion planning algorithms from the perspective of autonomous UAV guidance [J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2010, 57(1): 65.
- [6] 戴健, 许菲, 陈琪锋. 多无人机协同搜索区域划分与路径规划 [J]. *航空学报*, 2020, 41(S1): 146-153.
DAI Jian, XU Fei, CHEN Qifeng. Multi-UAV cooperative search on region division and path planning [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(S1): 146-153.
- [7] 吴傲, 杨任农, 梁晓龙, 等. 基于信息素决策的无人机集群协同搜索算法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(4): 814-827.
WU Ao, YANG Rennong, LIANG Xiaolong, et al. Cooperative search algorithm based on pheromone decision for UAV swarm [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(4): 814-827.
- [8] 王洪民, 田家强, 韦凌云, 等. 多运动目标的多无人机协同搜索追踪策略 [J]. *控制理论与应用*, 2021, 38(7): 971-978.
WANG Hongmin, TIAN Jiaqiang, WEI Lingyun, et al. Multi-unmanned aerial vehicles cooperative searching and tracking strategy for multiple moving targets [J]. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(7): 971-978.
- [9] ZHANG Bo, DUAN Haibin. Three-dimensional path planning for uninhabited combat aerial vehicle based on predator-prey pigeon-inspired optimization in dynamic environment [J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2017, 14(1): 97-107.
- [10] PAN J S, LIU Nengxian, CHU Shuchuan. A hybrid differential evolution algorithm and its application in unmanned combat aerial vehicle path planning [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 17691-17712.
- [11] 付昭旺, 于雷, 李战武, 等. 战斗机隐蔽接敌轨迹优化方法 [J]. *国防科技大学学报*, 2013, 35(5): 52-58.
FU Zhaowang, YU Lei, LI Zhanwu, et al. The trajectory optimization method for fighter stealthy approach [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2013, 35(5): 52-58.
- [12] 罗卫平, 李战武, 孙源源, 等. 一种利用机载雷达多普勒盲区隐蔽接敌的机动决策方法 [J]. *电光与控制*, 2015, 22(1): 28-33, 44.
LUO Weiping, LI Zhanwu, SUN Yuanyuan, et al. A maneuver strategy of stealthy engagement utilizing airborne radar Doppler blind zone [J]. *Electronics Optics & Control*, 2015, 22(1): 28-33, 44.
- [13] WANG Yongkun, HE Fengshou, DENG Xiaobo. Multi-aircraft cooperative path planning for maneuvering target detection [J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2022, 18(3): 1935-1948.
- [14] LEI Jinlong, CHEN Hanfu, FANG Haitao. Primal-dual algorithm for distributed constrained optimization [J]. *Systems & Control Letters*, 2016, 96: 110-117.
- [15] YUAN Deming, XU Shengyuan, ZHAO Huanyu. Distributed primal-dual subgradient method for multiagent optimization via consensus algorithms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics; Part B Cybernetics*, 2011, 41(6): 1715-1724.
- [16] YUAN Deming, HO D W C, XU Shengyuan. Regularized primal-dual subgradient method for distributed constrained optimization [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(9): 2109-2118.

- [17] YI Xinlei, ZHANG Shengjun, YANG Tao, et al. A primal-dual SGD algorithm for distributed nonconvex optimization [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(5): 812-833.
- [18] HALL J, NURKANOVIC A, MESSERER F, et al. A sequential convex programming approach to solving quadratic programs and optimal control problems with linear complementarity constraints [J]. IEEE Control Systems Letters, 2022, 6: 536-541.
- [19] 杨泰春, 陶建峰, 覃程锦, 等. 采用支持向量机的非对称阀控液压缸模型预测控制 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(1): 93-100, 107.
YANG Taichun, TAO Jianfeng, QIN Chengjin, et al. A model predictive control of asymmetric valve control hydraulic cylinders based on support vector machine and sequential quadratic programming algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(1): 93-100, 107.
- [20] 姜霞, 曾宪琳, 孙健, 等. 多飞行器的分布式优化研究现状与展望 [J]. 航空学报, 2021, 42(4): 84-99.
JIANG Xia, ZENG Xianlin, SUN Jian, et al. Research status and prospect of distributed optimization for multiple aircraft [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 84-99.
- [21] 田鹏飞, 杨树明, 吴孜越, 等. 结合精度补偿的机器人优化手眼标定方法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(8): 99-106.
- TIAN Pengfei, YANG Shuming, WU Ziyue, et al. An optimal hand-eye calibration method for robots based on precision compensation [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(8): 99-106.
- [22] 李世鹏, 高正红. 飞机机动指令生成器设计及蛇形机动仿真 [J]. 飞行力学, 2005, 23(2): 19-22.
LI Shipeng, GAO Zhenghong. Design of a Maneuver Generator and S Maneuver Simulation [J]. Flight Dynamics, 2005, 23(2): 19-22.
- [23] 张亮修, 张铁柱, 吴光强. 考虑误差校正的智能车辆路径跟踪鲁棒预测控制 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(3): 20-27.
ZHANG Liangxiu, ZHANG Tiezhu, WU Guangqiang. Robust predictive control for intelligent vehicle path tracking considering error feedback correction [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(3): 20-27.
- [24] FENG Ling, FU Jianguo, LI Cheng. Research on multi-vector cascaded model predictive control of induction motors [C]//2020 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1-4.
- [25] LI Dai, DE SCHUTTER B. Distributed model-free adaptive predictive control for urban traffic networks [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2022, 30(1): 180-192.

(编辑 刘杨)