arXiv:2302.04691v1 [cs.RO] 9 Feb 2023

基于信号时序逻辑规范的多空中机器人系统电力线巡检任务

Giuseppe Silano[1], Tomas Baca[1], Robert Penicka[1], Davide Liuzza[2], 和 Martin Saska[1]

摘要——本文提出一种框架，利用信号时序逻辑（STL）规范，为四旋翼机群执行输电线路巡检任务计算可行且受约束的轨迹。该规划器支持制定复杂任务，使无人机在执行规划任务时避开障碍物并保持安全距离。通过设置优化问题，生成满足这些规范且考虑飞行器约束的最优策略。此外，本文提出一种事件触发式重规划器，以应对意外事件和外部扰动。该方法还考虑了能量最小化项，以在执行任务时隐式延长四旋翼飞行器的电池续航时间。MATLAB数值仿真和实验结果表明，所提方法有效且可行，并展示了其在真实场景中的适用性。

索引词—任务与运动规划、多机器人系统、空中系统：应用

一、引言

OVER 过去二十年来，由于人口和经济增长，全球能源需求迅速增加。这给电力供应公司带来了新的挑战，它们一直在寻求新的解决方案，以尽量减少停电事故的发生频率。当环境和公共安全面临风险时，电力故障尤其严重，例如医院、污水处理厂和电信系统。停电事故的主要原因之一是输电线路受损，通常由强风、风暴或维护工作效率低下造成 [1]。

如今，减少能源中断最常见的策略是安排配备多种传感器的有人直升机进行定期巡检。经验丰富的机组人员会沿数千公里采集数据，供后续处理。这种方法有两个主要缺点：首先，操作人员必须驾驶直升机靠近输电塔飞行，因此具有危险性；其次，巡检极其耗时且成本高昂（飞行一小时需花费 1,500 美元），并且容易出现人为错误 [2], [3]。

稿件收到日期：2020年10月15日；修订日期：2020年12月19日；录用日期：2021年2月20日。本文经副编辑和审稿人评审后，由编辑 Nancy Amato 推荐发表。本研究部分由欧盟 Horizon 2020 研究与创新计划 AERIAL-CORE（资助协议编号 871479）、CTU 资助项目（编号 SGS20/174/OHK3/3T/13）以及捷克科学基金会（GAˇCR）科研项目（编号 19-22555Y 和 20-10280S）资助。[1]Giuseppe Silano、Tomas Baca、Robert Penicka 和 Martin Saska 任职于捷克共和国布拉格捷克技术大学，电子邮箱：{姓名}@fel.cvut.cz。 [2]Davide Liuzza 任职于意大利 ENEA聚变与核安全部，电子邮箱：davide.liuzza@enea.it。数字对象标识符（DOI）：见本页顶部。

文献中已研究多种自动化执行这项任务的方案。有人提出采用无人机（UAV）和沿线滚动（ROW）机器人 [3]，作为替代直升机的有效方案。最有前景且灵活性最高的方案是使用无人机，根据机翼类型和具体任务执行不同级别的巡检 [1]。

然而，由于输电线路会产生强烈的电磁干扰，且线路沿途存在障碍物 [2]，使用无人机完成这些任务尤其具有挑战性。因此，需要进行精准的任务规划，以缓解此类问题并安全地完成指定任务。时序逻辑（TL）可以提供强大的数学工具，帮助自动设计满足复杂时序要求的反馈控制律。特别是，信号时序逻辑（STL） [4], [5] 可用于描述比点到点规划算法 [6]更复杂的规划目标。该方法利用时序逻辑的定量语义 [7], [8] ，针对机器人运动模型的离散化抽象（将其建模为有限状态转移系统）解释公式。由此得到一个优化问题，其目标是最大化一个实值度量（称为鲁棒性），该度量表示某项规范得到满足或违反的程度。

A. 相关工作

如 [2], [9], 所述，无人机巡检输电线路面临三项主要挑战：(i)视觉伺服，以确保输电线路跟踪和自主导航；(ii) 障碍物检测与规避，以防止与输电塔及路径上的障碍物发生潜在碰撞；(iii) 鲁棒控制，以提供高稳定性和定位精度，从而实现近距离巡检。

当前大多数先进研究都集中于前两个问题。部分工作 [2], [10] 提出了新的电力塔检测和图像分割方法。另一些工作则处理潜在机械故障或绝缘材料损坏的检测问题 [3], [9]。在这种情况下，人们非常希望采用一种控制策略，使其不仅能够为单个飞行器生成轨迹，还能让可能组成机群的多个飞行器在同一时间、同一区域内协同工作，同时规避障碍物和可能的碰撞，并遵守给定的任务规范和时间界限。

其他方法着重于延长无人机任务的续航时间，以便在电池续航时间内最大限度地进行探索。已有研究提出了使用多无人机系统进行协同空中覆盖路径规划的解决方案 [2]–[11]。然而，这些问题通常不会考虑无人机的动力学或车辆的物理约束

。因此，这些方法无法保证路径的可行性，也无法保证车辆运动自由度的可行性。通常，所提出的解决方案是对著名的旅行商问题 [11] 的扩展；由于旅行商问题是 NP难问题，当复杂度随车辆和变量数量呈指数级增长时，往往很快就无法在合理时间内求解。

关于多机器人系统的轨迹规划问题，尤其是四旋翼飞行器的轨迹规划，文献中已研究了多种方法 [12]–[14]。大多数解决方案依赖环境的抽象网格表示 [15] ，或依赖智能体的抽象动力学，将离散规划器与连续轨迹生成器相结合 [14]。另有一些方法提出集中式多智能体路径规划方法，利用相对安全飞行走廊为智能体寻找可行轨迹 [16]。尽管这些方法能在较短时间内为大量智能体计算出无碰撞轨迹，但无法保证飞行器遵守物理约束，或在给定时间窗口内完成任务。另一方面，无论是否考虑四旋翼飞行器的模型 [13], ，这些解决方案都依赖智能体之间的信息共享，因此在存在电磁干扰时难以实现，例如输电线路巡检任务中。此外，即使规划算法表现出较高的计算效率 [14],，它们也不提供速度和加速度方面的任何参考，因而需要控制器生成这些信号。

许多解决方案采用线性时序逻辑（LTL）作为任务规范语言，在不考虑任务目标的明确时间界限的情况下构造优化问题 [12]。另一些解决方案则提出使用STL规范描述任务要求，而无需对动力学或环境进行离散化 [17]。与LTL不同，STL具备定性与定量语义，这意味着它不仅能够评估系统执行是否满足预期要求，还能衡量要求的满足程度（即鲁棒性函数）。此外，STL语义会明确考虑绝对时间信息，因此能够规划在整个任务过程中何时执行给定任务。

B. 贡献

本文提出了一种框架，将四旋翼机群的巡检任务编码为 STL规范。随后，利用 [18], 中定义的运动基元，我们构建了一个优化问题，以生成满足规范的最优策略。所提出的方法能够生成可行的动态轨迹，在遵守任务规范的同时，考虑车辆的速度和加速度约束、避开障碍物，并保持无人机之间的安全距离。此外，我们还提出了一种事件触发式重新规划策略，以应对跟踪过程中的扰动和意外事件。我们重新构建了优化问题，以计算可行路径，使无人机重新接入先前计算出的最优离线解。此外，我们还建立了一个最小能量问题，以明确防止四旋翼飞行器在成功执行任务规范的过程中耗尽电池，有效防止四旋翼飞行器在成功执行任务规范的同时耗尽电池。

其优势体现在两方面：(i) STL公式的充分表达能力使明确的时间要求能够纳入考量，从而使该框架易于针对感兴趣的应用进行复用和定制；(ii) 借助运动基元，所提出的方法能够生成符合预设速度和加速度约束的轨迹，并且底层控制器能够很好地跟踪这些轨迹。

在 MATLAB 中完成的数值仿真表明了所提出方法的有效性。我们针对不同场景评估了轨迹生成器的性能。在此基础上，将所提出的策略与现有的最先进解决方案进行了比较。此外，还通过 Gazebo 仿真和真实实验，展示了该方法在更接近实际实现的场景中的适用性。

II. 问题描述

本文所述工作是 AERIAL-CORE 欧洲项目的一部分。研究对象为输电塔巡检任务。一个多机器人系统对电力设备进行详细检查，以查找可能存在的故障。视觉检查输出输电塔、电缆设施及其周边环境的视频或图片，用于进行初步远程评估。其目的是识别需要更换的部件。

我们假设无人机在已知环境中运行，该环境由一张地图表示，其中还包含障碍物和输电塔的位置。此外，无人机配备了必要的传感器和软件，以实现自身的精确定位和状态估计 [19]。

III. 预备知识

考虑连续时间动力系统 $\mathcal{H}$ 及其离散时间版本 $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$，其中 $\mathbf{x}_k$、$\mathbf{x}_{k+1} \in \mathbf{X} \subset \mathbb{R}^n$ 分别表示系统的当前状态和下一状态，$\mathbf{u} \in \mathbf{U} \subset \mathbb{R}^m$ 为控制输入，且 $\mathbf{f} : \mathbf{X} \times \mathbf{U} \to \mathbf{X}$ 对两个自变量均可微。初始状态记为 $\mathbf{x}_0$，其取值属于某个初始集合 $\mathbf{X}_0 \subset \mathbb{R}^n$。令 $\mathrm{T}_s \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ 和 $\mathrm{T} \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ 分别表示采样周期和轨迹持续时间，则时间区间可写为向量 $\mathbf{t} = (0, \mathrm{T}_s, \ldots, \mathrm{NT}_s)^\top \in \mathbb{R}^{N+1}$，其中 $\mathrm{NT}_s = \mathrm{T}$，且 $\mathrm{t}_k, \mathrm{k} \in \mathbb{N}_{\geq 0}$ 表示向量 t 的第 k 个元素。因此，给定初始状态 $\mathbf{x}_0$ 和有限控制输入序列 $\mathbf{u} = (\mathrm{u}0, \ldots, \mathrm{u}_{N-1})^\top \in \mathbb{R}^N$，系统的轨迹是唯一的状态序列 $\mathbf{x} = (\mathrm{x}0, \ldots, \mathrm{x}_N)^\top \in \mathbb{R}^{N+1}$。与 t_k类似，u_k 和 x_k 分别表示向量 u 和 x 的第 k 个元素。

A. 信号时序逻辑

该轨迹生成器旨在满足以 STL 表示的规范 [4], [5]。STL 是一种逻辑，能够简洁、明确地描述各种期望的系统行为随时间的变化，例如“在始终避开障碍物的同时，四旋翼飞行器在 10 个时间单位内到达目标”。STL 的语义定义见 [5] ，为简洁起见，此处不再赘述。

B. 鲁棒信号时序逻辑

动态环境、意外事件和外部扰动的存在可能影响闭环行为以及 STL公式 φ 的满足情况。因此，设置机动裕度有助于尽可能提高公式的满足程度。该裕度可通过时序逻辑的 鲁棒语义 [4], [5], [8]进行形式化定义和计算。

定义 *1*（鲁棒性）：相对于系统轨迹$\mathbf{x}$ 在时间$\mathbf{t}$处的STL公式 φ 鲁棒性由以下递归公式定义

$$\begin{aligned}
\rho_{p_i}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k) &= \mu_i(x_{\mathbf{t}_k}),\\
\rho_{\neg\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k) &= -\rho_{\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k),\\
\rho_{\varphi_1\wedge\varphi_2}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k) &= \min\left(\rho_{\varphi_1}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k),\rho_{\varphi_2}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k)\right),\\
\rho_{\Box_I\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k) &= \min_{\mathbf{t}'_k\in[\mathbf{t}_k+I]}\rho_{\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}'_k),\\
\rho_{\Diamond_I\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k) &= \max_{\mathbf{t}'_k\in[\mathbf{t}_k+I]}\rho_{\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}'_k),\\
\rho_{\varphi_1\mathcal{U}\varphi_2}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k) &= \max_{\mathbf{t}'_k\in[\mathbf{t}_k+I]}\Big(\min\left(\rho_{\varphi_2}(\mathbf{x},\mathbf{t}'_k)\right),\\
&\qquad \min_{\mathbf{t}''_k\in[\mathbf{t}_k,\mathbf{t}'_k]}\left(\rho_{\varphi_1}(\mathbf{x},\mathbf{t}''_k)\right)\Big),
\end{aligned}$$

其中，$\mathbf{t}_k+I$ 表示标量$\mathbf{t}$与区间I之间的闵可夫斯基和。在上述公式中，$\mu_i(x_{\mathbf{t}_k})$ 是一个称为谓词 的光滑函数，其值大于或等于零时为真，否则为负。对于机器人来说，例如，处于目标区域内或处于障碍物区域外；这些区域由若干谓词描述。所有其他表达式都定义了作用于其他 STL子公式的算子，因此以递归方式隐式描述其语义。更多细节见 [4], [5], [8]。为简单起见，当$\mathbf{t}_k=0$时，我们将用$\rho_{\varphi}(\mathbf{x},0)$代替 $\rho_{\varphi}(\mathbf{x},0)$。此外，如果 $\rho_{\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k)\le 0$，我们称$\mathbf{x}$在时间$\mathbf{t}$处违反 STL公式 φ；如果 $\rho_{\varphi}(\mathbf{x},\mathbf{t}_k)>0$，则称$\mathbf{x}$满足 φ。

因此，我们可以通过最大化有限状态与输入序列集合上的鲁棒性，分别计算控制输入$\mathbf{u}$ 和$\mathbf{x}$ $\mathbf{u}$。所得序列$\mathbf{u}^\star$在 $\rho_{\varphi}(\mathbf{x}^\star,\mathbf{t}_k)$ 为正时有效，其中$\mathbf{x}^\star$ 和$\mathbf{u}^\star$ 遵循动力系统 $\mathcal{H}$。$\rho_{\varphi}(\mathbf{x}^\star,\mathbf{t}_k)$ 越大，系统行为的鲁棒性越强。

定义 *2*（*LSE*鲁棒性） [15]: 考虑$c\ge 1$，m 元数组最大值和最小值的光滑近似为

$$\max(\rho_{\varphi_1},\ldots,\rho_{\varphi_m})\approx\frac{1}{c}\log\left(\sum_{i=1}^{m}e^{c\rho_{\varphi_i}}\right),$$

$$\min(\rho_{\varphi_1},\ldots,\rho_{\varphi_m})\approx-\frac{1}{c}\log\left(\sum_{i=1}^{m}e^{-c\rho_{\varphi_i}}\right).$$

这种对数和指数（LSE）近似是光滑的，且存在其梯度的解析形式。当$c\to\infty$时，这种鲁棒性近似趋近于根据定义 1 得到的真实鲁棒性值。c 越大，近似的精度越高。

IV. 问题表述

本节将展示如何根据任务规范 φ，为一组q 四旋翼飞行器生成轨迹。

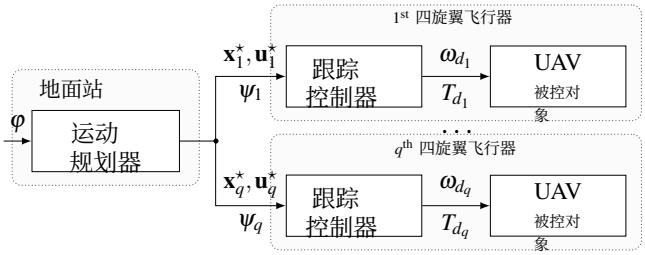

图 1：控制方案。运动规划器根据 STL 任务规范 φ，为q架四旋翼飞行器生成轨迹（$\mathbf{x}_i^\star$，$\mathbf{u}_i^\star$）和航向角 ψ_i，其中$i=\{1,\ldots,q\}$。跟踪控制器为无人机提供期望的角速度ω_{d_i} 和推力T^{d_i} 指令。

运动规划器通过求解优化问题生成全局可行路径，同时考虑各车辆的约束。这些路径将作为轨迹跟踪控制器执行巡检时的参考。图 1 展示了整体系统架构。

A. 运动规划器

利用STL鲁棒语义可以综合运动规划器，即为q 四旋翼飞行器寻找满足给定STL公式 φ的控制序列。对于每架四旋翼飞行器，该问题可表述为关于控制$\mathbf{u}=(u0,\ldots,u_{N-1})^\top$和状态$\mathbf{x}=(x0,\ldots,x_{N-1})^\top$序列的优化问题，如下所示

$$\begin{aligned}
&\underset{\mathbf{u},\mathbf{x}}{\text{maximize}} \quad \rho_{\varphi}(\mathbf{x})\\
&\text{s.t.} \qquad \mathbf{x}_{k+1}=f(\mathbf{x}_k,\mathbf{u}_k),\forall k=\{0,1,\ldots,N-1\}
\end{aligned}, \tag{1}$$

其中$\mathbf{x}_0=x_0$。需要注意的是，为了提高本文的可读性，在（1）中我们针对每架四旋翼飞行器给出了优化问题，并将它们视为相互解耦。然而，当其中一些四旋翼飞行器之间存在耦合时，例如需要始终保持最小距离，则可以类似地改写问题（1），将所有相关车辆的状态和控制序列及其动力学作为决策变量。耦合约束可以嵌入目标函数中使用的STL公式。

如定义 1 ρ_{φ} 所详述，使用了不可微函数 max 和 min。因此，STL公式φ 的鲁棒性本身是轨迹 $\mathbf{x}$和控制输入 $\mathbf{u}$的不可微函数。尽管可以使用混合整数规划求解器 [17]，、非光滑优化器或随机启发式方法 [20]来寻找该问题的解，但该问题属于 NP 困难，且随着变量数量的增加，这些方法可能会失效。然而，如 [15], 所示，缓解计算复杂度的一种有效方法是采用鲁棒函数 ρ_{φ}的光滑近似 $\tilde{\rho}_{\varphi}$。一种可能的选择是 LSE鲁棒性（定义 2）。在这种情况下，所得优化问题仍然是非凸的，但可以使用序列二次规划等光滑优化技术来寻找局部最大值。在本文中，采用这种方法，通过使用 [15]中定义的光滑算子来计算鲁棒性值。

为了生成满足车辆约束的轨迹，考虑了 [18] 中定义的运动基元。该方法能够快速生成运动基元并验证其对四旋翼飞行器的可行性。定义状态 x 和控制 u 序列为 $\mathrm{x}_k = (\mathrm{p}^{(1)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{v}^{(1)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{p}^{(2)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{v}^{(2)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{p}^{(3)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{v}^{(3)}\mathrm{k})^\top$ 以及 $\mathrm{u}_k = (\mathrm{a}^{(1)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{a}^{(2)}\mathrm{k}\ ,\mathrm{a}^{(3)}\mathrm{k})^\top$，其中，$\mathrm{p}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}$、$\mathrm{v}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}$ 和 $\mathrm{a}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}$（$\mathrm{j} = \{1,2,3\}$）分别表示惯性坐标系中沿 j 轴方向的车辆位置、速度和加速度在时间点 k 的值。通过使用样条函数 $\mathrm{S}^{(}\mathrm{j})(\mathrm{p}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}\ ,\mathrm{v}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}\ ,\mathrm{a}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}) = (\mathrm{p}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}_{+1}、\mathrm{v}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}_{+1}、\mathrm{a}^{(}\mathrm{j})\,\mathrm{k}_{+1})^\top$ 分别近似四旋翼飞行器沿各 j 轴的平移动力学，可以对优化问题（1）进行重构，其定义为

$$\mathbf{S}^{(j)} = \begin{pmatrix} \frac{\alpha}{120}\mathbf{t}_k^5 + \frac{\beta}{24}\mathbf{t}_k^4 + \frac{\gamma}{6}\mathbf{t}_k^3 + \mathbf{a}_k^{(j)}\mathbf{t}_k^2 + \mathbf{v}_k^{(j)}\mathbf{t}_k + \mathbf{p}_k^{(j)} \\ \frac{\alpha}{24}\mathbf{t}_k^4 + \frac{\beta}{6}\mathbf{t}_k^3 + \frac{\gamma}{2}\mathbf{t}_k^2 + \mathbf{a}_k^{(j)}\mathbf{t}_k + \mathbf{v}_k^{(j)} \\ \frac{\alpha}{6}\mathbf{t}_k^3 + \frac{\beta}{2}\mathbf{t}_k^2 + \gamma\mathbf{t}_k + \mathbf{a}_k^{(j)} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

其中 $\mathbf{p}_0^{(j)} = p^{(}_{j)}0$，$\mathbf{v}^{(}_{j)0} = v^{(}_{j)}0$，且 $\mathbf{a}^{(}_{j)0} = a^{(}_{j)}0$，而参数 α、β 和 γ 可进行调节，以实现期望的运动，并固定起点和终点处位置、速度及加速度的组合 [18, 附录A]。这种方法可确保满足安全要求，并内在地包含重力补偿 [18, 第III节]。因此，加速度 $\mathbf{a}^{(j)}$ 表示相对于垂直平衡位置的变化量。

因此，对于轨迹生成器 $\mathbf{S}^{(j)}$ 的数学表述，可将 $\rho_\varphi(\mathbf{x})$ 替换为其光滑版本 $\tilde{\rho}_\varphi(\mathbf{x})$，从而重新表述问题(1)。此外，利用无人机动力学沿三个正交轴解耦这一特性 [18,第III-C节]，原优化问题(1)可拆分为沿每个 j 轴的三个独立问题，如下所示

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{p}^{(j)},\mathbf{v}^{(j)},\mathbf{a}^{(j)}}{\text{maximize}} \quad & \tilde{\rho}_\varphi(\mathbf{p}^{(j)},\mathbf{v}^{(j)}) \\ \text{s.t.} \quad & |\mathbf{v}_k^{(j)}| \le \mathbf{v}_{\max}^{(j)}, |\mathbf{a}_k^{(j)}| \le \mathbf{a}_{\max}^{(j)}, \\ & \text{eq. (2)}, \forall k = \{0,1,\ldots,N-1\} \end{aligned}, \quad (3)$$

其中 $\mathbf{v}_{\max}^{(j)}$ 和 $\mathbf{a}^{(}_{j)}\max$ 分别是运动过程中速度和加速度的期望最大值。N 越大，自由度（DOF）的数量就越多，因此求解优化问题的计算负担也会增加。然而，较小的 N 会限制运动规划器的自由度，因此可能生成不满足 STL规范的轨迹。尽管在优化问题 (3) 中，加速度 $\mathbf{a}^{(j)}$ 的范数受到约束，但加加速度的上界则通过 [18] 中选定的运动基元隐式考虑。

B. 事件触发式重规划器

如上一节所述，采用运动基元可为四旋翼飞行器的动力学求得可行解。运行时若遭遇意料之外的大幅扰动，规划轨迹与四旋翼无人机状态之间可能出现显著偏差。为解决这一问题，我们在此引入一种在线事件触发重规划器。

具体而言，在我们的案例中，仅考虑在某些离散时刻 $\bar{}$ 获取数据，这些时刻记为 t。设 $\mathrm{T}_e \in \mathbb{R}_{\ge 0}$ 和 $\mathrm{T}_g \in \mathbb{R}_{\ge 0}$ 分别为事件触发周期（采样周期 T_s 的整数倍）和“主题”航路点周期（状态 x 的低频序列，且 $\mathrm{T}_g \gg \mathrm{T}_s$），则离散时刻 $\bar{}\mathrm{t}$ 和 $\hat{}\mathrm{t}$ 可表示为向量 $\bar{}\mathrm{t} = (0, \mathrm{T}_e, \ldots, \mathrm{LT}_e)^\top \in \mathbb{R}^{L+1}$ 和 $\hat{}\mathrm{t} = (0, \mathrm{T}_s, \ldots, \mathrm{GT}_s)^\top \in \mathbb{R}^{G+1}$，其中 $\bar{}\mathrm{LT}_e \subseteq \mathrm{T}$ 且 $\mathrm{GT}_g \subset \mathrm{T}$。项 $\mathrm{t}_l, \mathrm{l} \in \mathbb{N}_{\ge 0}$ 表示向量 $\bar{}\mathrm{t} \subseteq \mathrm{t}$ 的第 l 个元素，而 $\hat{}\mathrm{t}_g, \mathrm{g} \in \mathbb{N}_{\ge 0}$ 表示向量 $\hat{}\mathrm{t} \subset \mathrm{t}$ 的第 g 个元素。

我们还用 $\tilde{}\mathbf{p}$ 表示无人机的运行时轨迹位置。需要注意的是，由于运行时受到扰动，这条轨迹可能不同于最优轨迹 $\mathbf{p}^\star$。

在每个时刻，例如 $\bar{}\mathbf{t}_l \in \bar{}\mathbf{t}$，都会评估条件 $|\tilde{}\mathbf{p}_l - \mathbf{p}_l| > \eta$，其中 $\eta > 0$ 是一个作为触发阈值的设计参数。如果该条件为真，则会生成触发信号，并将无人机的实际位置传送至地面站。随后，地面站会在时间区间 $\{\bar{}\mathbf{t}_l, \hat{}\mathbf{t}_{g+1}\}$ 上执行最优重规划，其中 $\hat{}\mathbf{t}_{g+1}$ 是与下一个主题位置 $\mathbf{p}_{g+1}$ 相对应的时间。由此即可计算出触发位置 $\mathbf{p}_l$ 与下一个位置 $\mathbf{p}_{g+1}$ 之间的可行路径。

C. 能量感知规划器

第 IV-A 节中综合得到的运动规划器问题可以进行修改，以确保四旋翼飞行器在成功执行任务的同时也能节省电池电量。目标是为 q 架四旋翼飞行器生成轨迹，同时考虑车辆的能量需求。

定义决策变量 $\boldsymbol{\varepsilon}_k = (\boldsymbol{\varepsilon}^{(1)}{}_k \boldsymbol{\varepsilon}^{(2)}{}_k \boldsymbol{\varepsilon}^{(3)}{}_k)^\top$，其中 $\boldsymbol{\varepsilon}^{(}_{j)\,k}$，且 $j = \{1,2,3\}$，表示在惯性坐标系的 j 轴上，时间 k 时刻四旋翼无人机加速度（即控制输入）平方范数的上界，并以此作为能量的代理量。如 [13], [14], 所述，通过最小化正半定二次型 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^\top \mathbf{Q} \boldsymbol{\varepsilon}_k$，可以获得兼顾能量最小化的最优轨迹，其中 $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{3N \times 3N}$，使得对于所有 $\boldsymbol{\varepsilon}_k \in \mathbb{R}^{3N}$，都有 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^\top \mathbf{Q} \boldsymbol{\varepsilon}_k \ge 0$。因此，可通过在代价函数中添加新项并对系统能量 $\|\mathbf{a}^{(j)\top}\mathbf{a}^{(j)}\|^2$ 加以约束，来重新表述优化问题 (3)。具体而言，我们写为:

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{p}^{(j)},\mathbf{v}^{(j)},\mathbf{a}^{(j)},\boldsymbol{\varepsilon}^{(j)}}{\text{maximize}} \quad & \tilde{\rho}_\varphi(\mathbf{p}^{(j)},\mathbf{v}^{(j)}) - \boldsymbol{\varepsilon}^{(j)\top}\mathbf{Q}\boldsymbol{\varepsilon}^{(j)} \\ \text{s.t.} \quad & |\mathbf{v}_k^{(j)}| \le \mathbf{v}_{\max}^{(j)}, |\mathbf{a}_k^{(j)}| \le \mathbf{a}_{\max}^{(j)}, \\ & \|\mathbf{a}_k^{(j)\top}\mathbf{a}_k^{(j)}\|^2 \le \boldsymbol{\varepsilon}_k^{(j)\top}\boldsymbol{\varepsilon}_k^{(j)}, \boldsymbol{\varepsilon}_k^{(j)} \ge 0, \\ & \text{eq. (2)}, \forall k = \{0,1,\ldots,N-1\} \end{aligned}. \quad (4)$$

该优化问题既纳入了 STL公式 φ 的满足条件，也考虑了节能，以防无人机在执行任务时电池耗尽，但代价是鲁棒性 $\rho_\varphi(\mathbf{x})$ 降低。

D. 控制架构

控制架构如图 1 所示。运动规划器根据任务和飞行器约束，

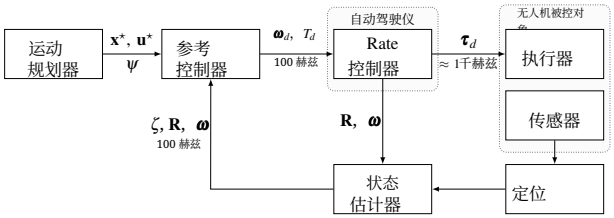

图2：控制架构。运动规划器提供轨迹（$\mathbf{x}^\star$，$\mathbf{u}^\star$）和航向角 ψ 给参考控制器，后者输出推力 T_d 和角速度 $\boldsymbol{\omega}_d$，供嵌入式角速度控制器使用。状态估计器提供无人机的平移和旋转状态（ζ，$\mathbf{R}$）。

求解优化问题 (3)，为$\mathbf{x}^\star$，$\mathbf{u}^\star$提供轨迹，并为四旋翼飞行器提供航向角 ψ（为每个目标提供恒定参考值）。轨迹生成采用一次性方式，即在$\mathbf{t}_k = 0$时执行一次，生成的结果作为跟踪控制器的参考。

图2展示了基于 [19]设计的控制架构。该架构分为两部分：高层部分，即参考控制器，利用优化输出生成期望角速度 $\boldsymbol{\omega}_d$ 和推力T_d 指令信号；低层部分，即角速度控制器，则计算螺旋桨转速 $\boldsymbol{\tau}_d$。

V. 数值结果

为验证所提方法的有效性和性能，我们在 MATLAB 中进行了数值仿真，并根据问题描述提取所需的 STL 规范（见第 II 节）。此阶段未考虑飞行器动力学和轨迹跟踪控制器。第二步使用 Gazebo机器人仿真器对轨迹的可行性进行数值验证，利用软件在环仿真 [21]的优势。具体而言，Gazebo 仿真用于降低故障概率，并对系统行为进行定性分析。该框架使用 MATLAB 2019b版本编写，优化问题采用 CASADI库构建，并以非线性规划作为求解器。所有仿真均在搭载 i7-8565U处理器（1.80GHz）和 32GB 内存、运行 Ubuntu 18.04 的笔记本电脑上完成。实验视频以及 MATLAB 和 Gazebo 数值仿真视频可在 http://mrs.felk.cvut.cz/ral-power-tower-inspection 获取。

A. 输电塔巡检

任务目标是在时间区间 $[0, 2T/3]$ 内到达目标区域（即需要巡检的感兴趣区域），同时保持在工作空间区域（[14 m $\times$ 18m $\times$ 23m]）内，避免与输电塔及路径上的障碍物发生碰撞，并保持无人机之间的安全距离（$\delta_{\min}$）。任务结束时，无人机须在时间区间 $[2T/3, T]$内返回初始位置。无人机到达目标区域后，将通过模拟数据采集过程开始收集图像和视频。为尽可能缩短巡检所需时间，我们对目标区域进行聚类

	Sym.	Value-PT	Value-EA	Unit
LSE缩放因子	c	5	5	1
无人机安全距离	$\delta_{\min}$	3	3	m
采样周期	T_s	0.05	0.05	s
最大速度	$\mathbf{v}_{\max}^{(j)}$	3	3	$\mathrm{m\,s^{-1}}$
最大加速度	$\mathbf{a}_{\max}^{(j)}$	3	3	$\mathrm{m\,s^{-2}}$
轨迹持续时间	T	60	110	s

表 I：优化问题参数值。

以平衡可用于巡检的车辆数量。不过，也可以采用更先进的聚类算法，将无人机的位置以及目标之间的距离纳入考量。为便于实验，我们仅考虑两架无人机和四个目标区域，但这并不意味着该方法缺乏普适性。我们还在 MATLAB 中进行了数值仿真，以展示随着无人机和目标区域数量增加，该问题仍然可行（见图 4）。任务目标可用以下 STL规范表示

$$
\begin{aligned}
&{}_h^i\varphi_{\text{dis}} = \square_{[0,T]}\left(\|{}^i\mathbf{p} - {}^h\mathbf{p}\| \geq \delta_{\min}\right),\\
&\varphi_{\text{lri}} = \bigwedge_{k,i,k\neq i}^{q}\left({}_i^k\varphi_{\text{dis}} \wedge {}^k\varphi_{\text{safe}} \wedge {}^k\varphi_{\text{ws}}\right) \bigwedge \Diamond_{[0,T]}\left(\left(\bigwedge_{k=1}^{q/w} {}^k\varphi_{\text{tr1}} \wedge {}^k\varphi_{\text{tr3}}\right.\right.\\
&\left.\left.\bigwedge_{k=q/w+1}^{q} {}^k\varphi_{\text{tr2}} \wedge {}^k\varphi_{\text{tr4}}\right)\mathcal{U}_{[2T/3,T]}\left(\bigwedge_{k=1}^{q} {}^k\varphi_{\text{home}}\right)\right),
\end{aligned}
\tag{5}
$$

其中，${}_{ih}\varphi_{\text{dis}}$ 表示第i架无人机与第h架无人机之间的安全距离要求；φ_{ws}、φ_{safe}和 φ_{home} 分别表示工作空间、安全要求（即避免与输电塔及路径上的障碍物发生碰撞）和起点规范；w 表示簇的数量，而φ_{tr1}、φ_{tr2}、φ_{tr3}和 φ_{tr4} 为目标区域。

该场景及所获得的轨迹、障碍物和目标区域如图 3 和图 4 所示（障碍物和目标区域均建模为多面体）。三维地图由环境的三维地面激光扫描数据生成，其中包含一座观测塔，塔顶装有一台摄像机和一些灯。这些物体被选作巡检的感兴趣区域。该塔高 20 m，半径为 3 m。表 I 列出了本文所考虑的无人机 DJI F450 的优化问题及参数值。在包含四个目标区域和两架无人机的场景中，优化求解耗时 21 s；在包含八个目标区域和四架无人机的场景中，耗时 43 s。

我们在 Gazebo 中进行了仿真，从定性和定量两方面分析了使用多架无人机巡检输电塔相较于仅使用一架无人机所带来的时间优势。采用图 4 所示的场景作为测试平台，结果表明，多无人机情况下完成巡检所需时间为 60 s，而单架四旋翼飞行器则需 255s。

B. 能源感知与事件触发式规划　　r

对于前述任务，一对四旋翼飞行器对单座输电塔进行巡检。该输电塔巡检场景也被用于评估能量感知型和事件触发型重规划器的性能。

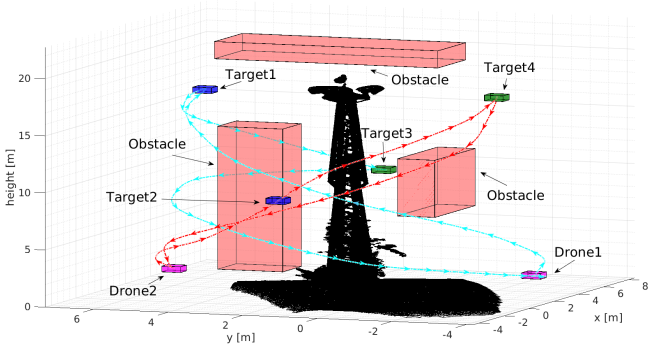

图3：输电塔巡检场景。目标区域分别以蓝色和绿色表示，并分别反映导航顺序。障碍物以红色表示，起始点以洋红色表示。

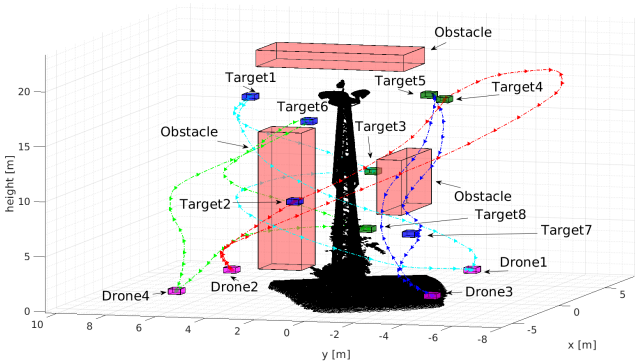

图4：输电塔巡检场景，其中考虑了四架无人机和八个目标区域。

在 MATLAB 中开展的数值仿真结果如图 5 和图 6 所示。正如预期，考虑能量需求后得到的轨迹（见图 5）比未施加能量需求约束时（见图 3）更靠近障碍物。这是由于引入了节能代价项，但代价是整体鲁棒性有所降低（见图 10 和图 11）。

为验证事件触发式重规划器的性能，我们模拟了两种主要意外扰

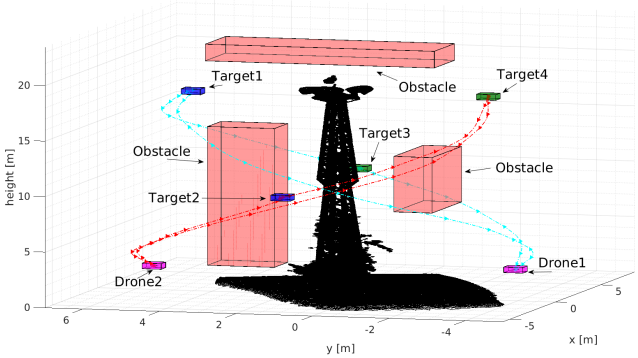

图5：输电塔巡检场景，其中考虑了能量感知运动规划器。

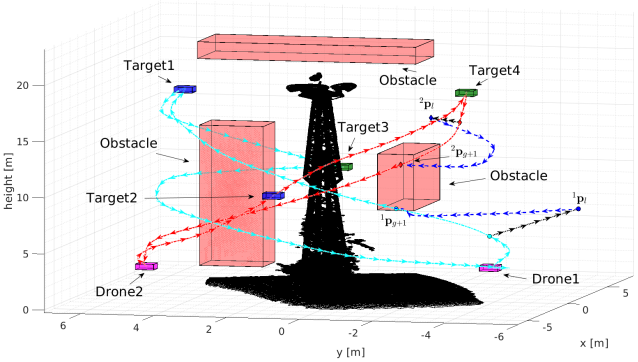

图6：输电塔巡检场景，其中考虑了运行时发生意外大幅扰动事件的情况。箭头表示无人机沿任务执行的路径。黑色表示相对于原始路径的偏差，蓝色表示重规划器计算出的新路径。

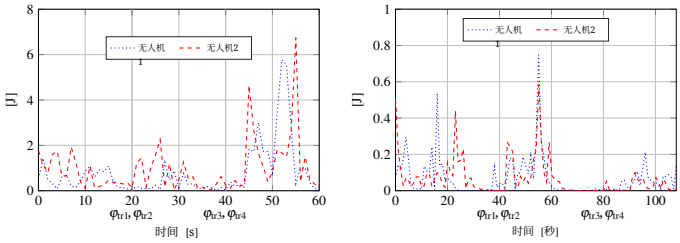

图7：两架四旋翼飞行器执行输电塔巡检时的能耗曲线。从左到右：分别为采用“基础”运动规划器（3）和能量感知运动规划器（4）时“无人机1”和“无人机2”的数据。

动在运行时使四旋翼飞行器偏离原先规划的路径。一旦重规划器检测到规划轨迹出现较大偏差（即，$|\tilde{\mathbf{p}}_l - \mathbf{p}_l| > \eta$），便会在线触发局部重规划，使四旋翼飞行器返回下一个“topic”航点，如图 6 所示。随后，将重规划结果用作跟踪控制器的参考。针对这两种扰动，优化耗时均不到 1 秒。

进行了 Gazebo 仿真，以评估使用能量感知运动规划器得到的轨迹所带来的能耗降低，如图11所示。从图中可以看出，速度和加速度信号仍在界限范围内，且峰值低于图10。然而，得到的鲁棒性值较小。图7报告了两种问题表述的能耗曲线。

C. 与运动学-动力学 *RRT**的比较

如第 I-A 节所述，各种最先进的解决方案研究了四旋翼飞行器巡检场景中的路径规划问题。然而，并非所有方案都适用于输电线路基础设施的巡检。本节旨在将所设定的优化问题 (3) 与 [6] 中提出的动力学 RRT* 进行比较。与本文所采用的方法类似， [6] 中的增量采样方法寻找四旋翼飞行器轨迹，使其保持在工作空间内、避开障碍物，并纳入对控制输入的约束。与 (2) 类似，最优轨迹通过一个解表示为

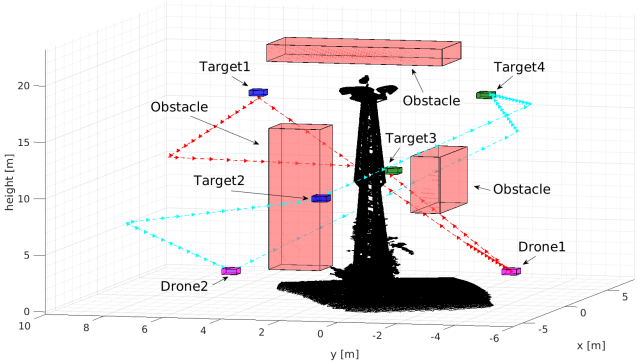

图8：采用 kinodynamicRRT⋆ 时的输电塔巡检场景。

一个 $2n^2$ 次多项式。在这种情况下，四旋翼飞行器的动力学在悬停状态附近进行线性化，并将偏航角（及其导数）约束为零 [6, 式 (31)]。所得轨迹如图 8 所示。

值得注意的是，kinodynamic RRT⋆ 最初并非旨在用于多机器人系统，因此难以规定无人机之间的最小距离。为解决这一问题，我们通过对各个四旋翼飞行器进行迭代，将前 $\{q-1\}$ 架四旋翼飞行器获得的路径视为第 q 架四旋翼飞行器的禁飞走廊，从而将其调整 [6] 为适用于多机器人情形。另一个重要区别在于，时间的概念未被显式考虑。此外，诸如无人机之间最小距离之类的任务规范，无法轻易地编码到优化问题中。进一步而言，尽管 [6]中的方法采用了四旋翼飞行器的线性化模型，但在我们的情形中并未施加这种简化。从轨迹角度来看，这会导致 [6] 出现难以在实际中跟踪的尖峰和拐角，可能使执行器承受突发应力，以响应相当快速的方向变化。这不仅可能造成轨迹跟踪误差，并可能违反任务规范和安全要求（例如，四旋翼飞行器可能与输电塔相撞），还会带来较高的能耗，从而对任务产生不利影响。此外，对机载控制系统的要求也更高，因为其需要具备顶级性能。该算法用时 8 秒找到该问题的解，而 Gazebo 仿真中无人机与期望轨迹之间的对比见图12。

VI. 实验结果

为评估并验证所提出方法在现实自主巡检任务中的适用性，我们使用 DJI F450 四旋翼飞行器进行了实验（见图 9 ）。实际飞行测试不仅验证了 STL 规范（即 φ_{tr1}、φ_{tr2}、φ_{tr3} 和 φ_{tr4}）的满足情况，也验证了轨迹生成要求（即最大速度 $\mathbf{v}_{\max}^{(j)}$ 、加速度 $\mathbf{a}_{\max}^{(j)}$ 和安全距离 $\delta_{\min}$）的符合情况。STL 运动规划器（见第 IV 节）在 MATLAB 中实现，所得轨迹在实验开始前发送至机载 PC。

VII. 结论

本文提出了一种框架，将面向四旋翼机群的输电线路巡检任务编码为 STL规范。具体而言，我们构建了一个优化问题，用于生成满足此类规范并兼顾飞行器约束的最优策略。此外，我们提出了事件触发式重规划器和能量最小化问题，以应对外部扰动，并提升四旋翼飞行器在任务执行过程中的节能效果。该方法支持采用复杂且丰富的任务规范，并自动生成轨迹。得益于对鲁棒语义的光滑近似，该方案有望缓解计算复杂度爆炸问题。MATLAB 和 Gazebo 中的数值仿真以及实验结果验证了所提方法的有效性，并展示了其在现实场景中的适用性。未来工作包括研究更优的目标区域聚类方法，同时考虑无人机的位置以及目标之间的距离；还包括扩展事件触发式重规划器，以在线搜索最佳部分重连接轨迹，或者在无法继续完全满足规范时进行最小违反重规划。

参考文献

[1] J. Major 等，“架空输电线路巡检的现状与未来”，EPR I nstitute，技术报告，2011 年，第 1021876 号。[2] H. Baik 和 J. Valenzuela，“用于视觉巡检输电塔的无人飞行器系统路径规划”，《智能与机器人系统杂志》，第 95 卷，第 1097–1111 页，2018 年。[3] C. Martinez 等，“输电线路巡检软件（PoLIS）：一种用于自动化输电线路巡检的多功能系统”，人工智能工程应用，第 71 卷，第 293–314 页，2018 年。[4] A. Donz´e 和 O. Maler，“实值信号上时序逻辑的鲁棒满足性”，载于《定时系统的形式化建模与分析》，K. Chatterjee 和 T. A. Henzinger 编，2010 年，第 92–106 页。[5] O. Maler 和 D. Nickovic，“连续信号时序属性的监测”，载于《定时与容错系统的形式化技术、建模与分析》，2004 年，第 152–166 页。[6] D. J. Webb 等，“动力学 RRT*：具有线性动力学的机器人的渐近最优运动规划”，载于 IEEE机器人与自动化国际会议，2013 年，第 5054–5061 页。[7] G. E. Fainekos 和 G. J. Pappas，《离散时间动力系统的形式化方法》。施普林格，2017 年。[8] G. E. Fainekos 和 G. J. Pappas，“连续时间信号时序逻辑规范的鲁棒性”，《理论计算机科学》，第 410 卷，第 42 期，第 4262–4291 页，2009 年。[9] A. Pagnano、M. H¨opf 和 R. Teti，“自动化输电线路巡检、维护与维修路线图”，Procedia CIRP，第 12 卷，第 234–239 页，2013 年。[10] H. Chen、Z. He、B. Shi 等，“基于 YOLO V3 的电气部件识别方法研究”，IEEE Access，第 7 卷，第 157 818–157 829 页，2019 年。[11] S. S. Mansouri、C. Kanellakis、E. Fresk 等，“用于视觉巡检的协同覆盖路径规划”，控制工程实践，第 74 卷，第 118–131 页，2018 年。[12] Y. Shoukry、P. Nuzzo、A. Balkan 等，“利用模凸规划可满足性为欠驱动机器人团队进行线性时序逻辑运动规划”，载于 IEEE决策与控制会议，2017 年，第 1132–1137 页。[13] C. E. Luis 等，“用于多机器人运动规划的分布式模型预测控制在线轨迹生成”，IEEE机器人与自动化快报，第 5 卷，第 2 期，第 604–611 页，2020 年。[14] W. H¨onig 等，“四旋翼无人机集群的轨迹规划”，IEEE机器人学汇刊，第 34 卷，第 4 期，第 856–869 页，2018 年。[15] Y. V. Pant 等，“光滑算子：利用时序逻辑的平滑鲁棒性进行控制”，载于 IEEE控制技术与应用会议，2017 年，第 1235–1240 页。

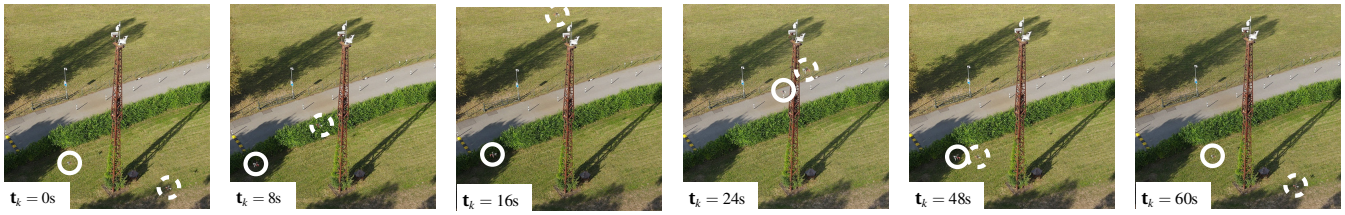

图 9：输电塔巡检场景的快照。报告了不同时间点$\mathbf{t}_k$ 的系统演化。实线圆圈和虚线圆圈分别用于表示“无人机1”和“无人机2”。

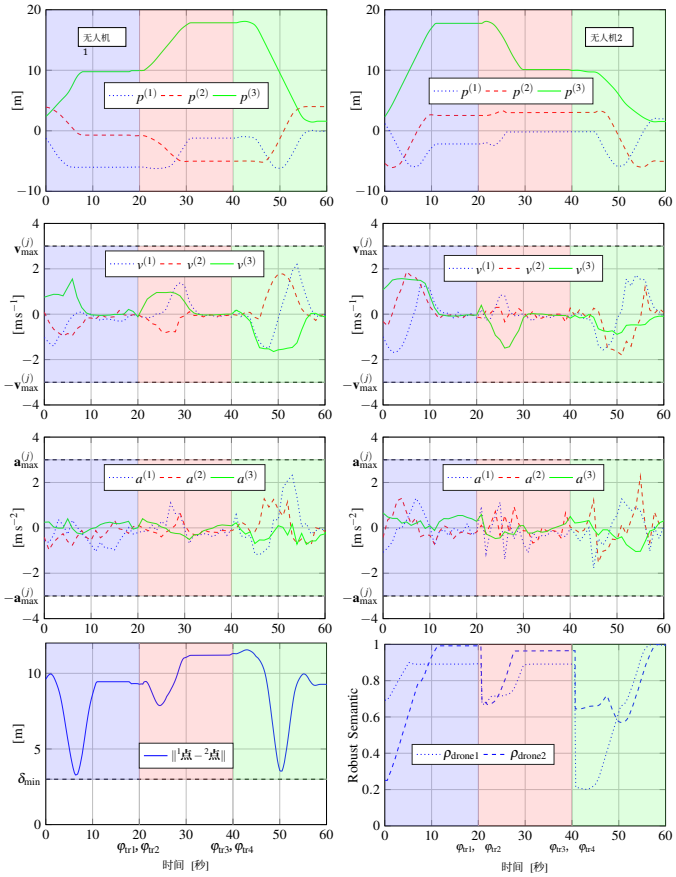

图 10：采用“基础”运动规划器时的位置、线速度和加速度，以及任务要求。从左到右：无人机1和无人机2的数据。不同颜色区域还标示了 STL规范（φ_{tr1}、 φ_{tr2}、 φ_{tr3} 和 φ_{tr4}）。

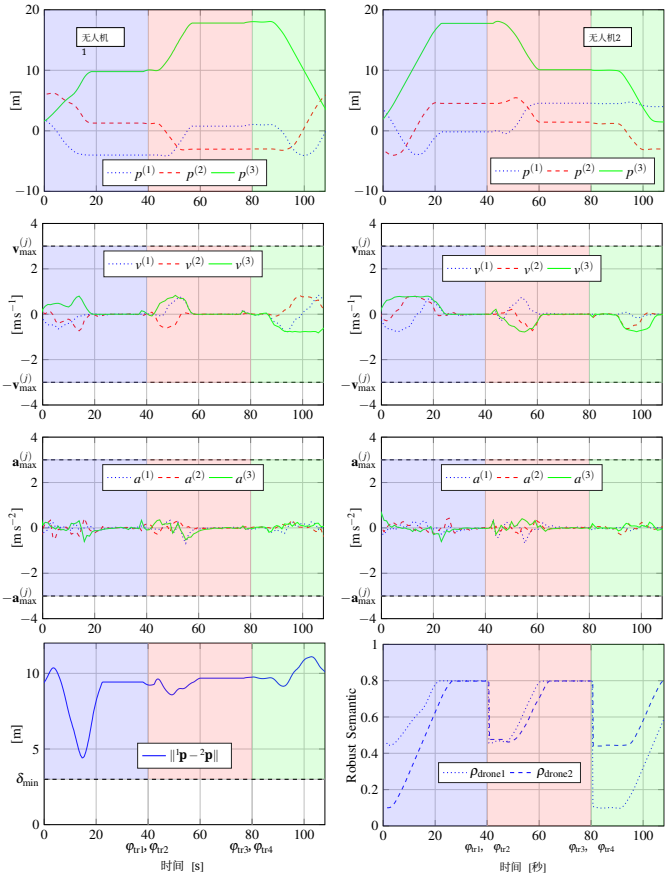

图11：采用能量感知运动规划器执行输电塔巡检时的位置、线速度和加速度，以及任务要求。

[16] J. Park 等，《基于相对安全飞行走廊的多四旋翼快速轨迹规划》，载于*IEEE*智能机器人与系统国际会议，2019年，第596–603页。[17] V. Raman、A. Donz´e 等，《基于信号时序逻辑规范的模型预测控制》，载于*IEEE*决策与控制会议，2014年，第81–87页。[18] M. W. Mueller、M. Hehn 和 R. D'Andrea，《用于四旋翼轨迹生成的计算高效的运动基元》，*IEEE*机器人学汇刊，第31卷，第6期，第1294–1310页，2015年。[19] T. Baca、M. Petrlik、M. Vrba 等，《MRS无人机系统：利用自主无人驾驶飞行器推进可重复研究、现实世界部署与教育的前沿》，2020年。 [ ] 2008 08050 在线。[20] 可获取：https://arxiv.org/pdf/。H. Abbas、G. Fainekos、S. Sankaranarayanan 等，《信息物理系统的概率时序逻辑证伪》，*ACM*嵌入式计算系统汇刊，第12卷，第2s期，2013年。[21] G. Silano 等，《用于改进飞行控制系统设计的软件在环仿真：四旋翼案例研究》，载于*IEEE*系统、人类与控制论国际会议，2019年，第466–471页。

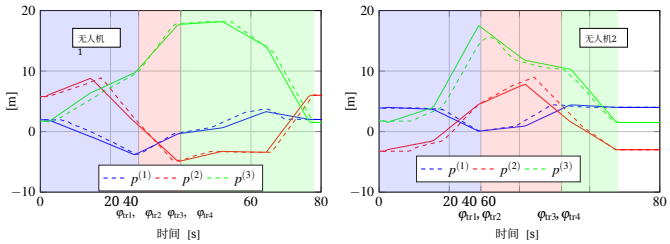

图12：考虑运动学与动力学约束 RRT*时的无人机位置。实线表示计算得到的路径，虚线表示四旋翼飞行器执行的轨迹。色块区域有助于理解任务的某一部分何时按照相应的 STL 情形完成。