

基于异构无人系统的水渠网络自主巡检路径规划

陈 洋^{1,2} 李 赢^{1,2} 华铁丹^{1,2} 邱 权³

(1. 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 武汉 430081;
2. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 武汉 430081;
3. 北京石油化工学院人工智能研究院, 北京 102617)

摘要: 引入无人自主系统实现水渠网络智能化巡检对水利工程建设、监控与维护具有重要意义。采用无人机、无人车协作执行水渠巡检任务时,无人机在水渠上空完成巡检工作,无人车可作为无人机的运载平台和能量补给站,有助于实现大规模水渠网络的快速自主巡检。但是,受到水渠网络、道路网络的双重约束,无人系统的路径规划面临较大困难。针对上述问题,本文以最小化完成整个巡检任务时间为目标,首先基于度约束提出了水渠网络分割方法,将巡检任务分配给无人机,使无人机在巡检各子区域时不需要起飞或降落进行充电。然后基于遗传算法为无人机和无人车计算最优运动路径。最后,通过实例验证,当无人机以速度 60 km/h、无人车以速度 40 km/h 匀速工作时,按人工步行巡检速度 2 km/h 计算,无人系统的巡检速度为人工巡检的 8.4 ~ 9.8 倍。

关键词: 水渠巡检; 路网; 路径规划; 遗传算法

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)07-0079-09

OSID:



Autonomous Inspection Path Planning of Canal Network Based on Heterogeneous Unmanned System

CHEN Yang^{1,2} LI Ying^{1,2} HUA Tiedan^{1,2} QIU Quan³

(1. *Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China*
2. *Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China*
3. *Academy of Artificial Intelligence, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China*)

Abstract: The introduction of unmanned autonomous systems to realize intelligent inspection of canal networks is of great significance to the construction, monitoring and maintenance of water conservancy projects. When unmanned aerial vehicles (UAVs) and unmanned ground vehicles (UGV) are used to cooperate in the inspection of canals, UAVs carry out patrol inspection work over the canals, and unmanned vehicles can be used as UAV carrier platforms and energy supply stations, which is helpful to realize rapid autonomous inspection of large-scale canal networks. However, the dual constraints of canal network and road network bring great difficulty to the path planning of unmanned systems. In view of the above problems, aiming to minimize the time to complete the entire inspection task. Firstly, based on the degree constraint, a canal network segmentation method was proposed to allocate the inspection task to the UAVs, so that the UAV did not need to take off or land to recharge when inspecting each canal segment. Then the optimal movement path for UAVs and UGV was calculated based on genetic algorithm. Finally, through the real-world example verification, when the UAVs were operating at a constant speed of 60 km/h and the UGV was operating at a speed of 40 km/h, the inspecting speed of the unmanned system was 8.4 ~ 9.8 times that of the human inspection based on the regular speed of 2 km/h.

Key words: canal inspection; road network; path planning; genetic algorithm

0 引言

引水渠是水利工程中的重要渠道构筑物,大型的水利工程建设周期长,工况复杂,为了保障施工安全,保证引水渠能正常运作,需要展开定期或者不定期的巡检工作。传统的水渠检测需要技术人员沿着水渠行走,并手动测量和标记受损区域,其工作量大、效率低。因此,引入无人机和无人车异构系统代替人工检测,可以提高水渠检测的效率,也可以为防汛应急抢险、河道岸线违法等水利行业监管监察提供强有力的技术支撑。

目前,无人机和无人车组成的无人系统在诸多领域有着广泛的应用,如包裹投递^[1]、自动驾驶^[2]、军事行动^[3]、火灾探测^[4]等。无人机有着视野大、飞行速度快的优势,可以到达其它设备难以到达的区域,不足之处是载重量小、续航时间有限,而无人车载重量大、续航能力强的特点正好弥补了无人机的短板,二者结合构成的异构无人系统拥有广阔的应用前景。

有关无人机和无人车协作的两级路由问题,最先起源于 MURRAY 等^[5]在 2015 年提出的飞行辅助旅行商问题 (Flying sidekick traveling salesman problem, FSTSP),该问题由一辆无人车和一架无人机组成异构系统,无人机在最大飞行距离限制下,每次飞行只能运送一个包裹,不访问目标节点的时候,无人机会被卡车运到下一个地点。为了使无人机工作效率更高,LUO 等^[6]和 LIU 等^[7]在 FSTSP 模型上进行了改进,使无人机一次能访问多个目标点,并把改进后的模型应用于侦察任务中。WU 等^[8]在允许无人机一次访问多个目标点的基础上优化了目标点的访问顺序。

另一类改进着重考虑了地面道路的情况,对无人车进行约束。BOOTH 等^[9]考虑了不同速度限制的路段,从道路网络的地图开始,将道路网络按单元网格的方式进行离散化,并生成最终的路由图,该路由图允许无人机通过与无人车的汇合重新充电。HAM 等^[10]先固定无人车的路径后,再为无人机规划飞行路径。CHEN 等^[11]考虑了地面路网约束的同时允许无人机一次访问多个目标点,并且考虑无人车和无人机的汇合问题。

异构机器人的路径规划可以分为局部路径规划和全局路径规划。局部路径规划是机器人之间实时位置信息共享,根据新环境规划出躲避障碍物的路径的方法。局部路径规划方法中有虚拟力场算法^[12]、人工势场法^[13]、动态窗口法^[14]等。而全局路径规划是在已知完整地图环境的情况下规划一条已

知起点和终点的最优路径,常见的算法包括 Dijkstra 算法^[15]、蚁群算法^[16]、遗传算法^[17]等。全局算法会因为地图过大导致搜索时间过长。

目前,在农业领域中已经应用启发式算法解决许多实际问题。VAHDANJOO 等^[18]采用模拟退火的元启发式算法,解决了在田间放置农作物捆堆的最佳位置和每个位置放置捆堆的最优数量的问题。在非结构化的果园环境中,LIN 等^[19]利用基于深度强化学习的快速鲁棒无碰撞路径规划方法预测无障碍路径。郝琨等^[20]提出基于改进避障策略和双优化蚁群算法 (Double optimization ant colony algorithm, DOACO) 的路径规划方法。

采用无人机对水渠进行巡检具有视野开阔、响应迅速、巡检周期短等优点。其飞行高度可根据现场要求进行设置,水渠的图像信息通过机载摄像机采集后实时传输至地面工作站,然后借助用户端人机界面软件实现多种多样的巡检功能,例如,发现水渠阻塞和构筑体破损、分析水面藻类生长情况等。在针对水渠巡检的研究中,DENG 等^[21]采用多无人机多无人车的系统分别完成水渠巡检工作,但该研究没有考虑无人机的重复巡检路径问题。ABBAS 等^[22]采用深度卷积神经网络实时规划无人机的巡检路径,但没有考虑无人机的能耗约束,且整个系统鲁棒性不高。针对湖泊巡检问题,YANES 等^[23]考虑了多个地面车辆之间的任务分配问题,并且每台车辆的巡检路径都是一条闭合回路,该研究把巡检区域离散成目标点,对各个目标点的重要性进行约束,但由于无人车的速度相对较小,这种仅由无人车组成的同构系统相比无人机和无人车组成的异构系统在执行巡检任务时效率更低。

以上研究都是从无人机或无人车访问目标点的角度考虑路径规划问题,而本文在已知全局地图环境的情况下,从访问目标边的角度解析水渠巡检中无人系统路径规划问题,可以避免因无人机的起降过程而忽略需要检测的边。由于受水渠网络和地面网路双重约束的影响,求解无人车和无人机的路径问题变得异常困难,针对此问题,首先考虑水渠网络约束,建立带度约束的边分割模型,将水渠网络划分为若干个子区域,得到无人机在水渠网络上的最优巡检区域。然后,结合地面路网约束,建立以巡检任务完成时间最小为目标函数的路径规划模型,最后用遗传算法求解无人系统整体的最优路径。

1 水渠巡检路径规划模型

1.1 问题描述

水渠检测任务由一架无人机和一辆无人车组成

的无人系统完成。假设无人机在水渠网络正上方飞行执行巡检任务,一次能够持续飞行的最大距离为 L ,飞行速度恒定为 v_a 。假设无人车的能量足够多,以恒定速度 v_g 在地面道路网络上行驶。由于无人机的续航能力有限,每完成一个子区域的巡检任务后,无人机便需要返回与无人车汇合,并进行补能操作(充电或更换电池)。所有目标子区域检测完成后,无人机和无人车一起回到终点。本文围绕路网中无人系统的路径规划问题,主要研究以下两个方面:①在已知水渠网络,以及无人机一次持续飞行的最大距离的前提下,将地图离散化后,建立带度约束的边分割模型,求解该模型后,得到无人机单次飞行巡检的子区域。②结合地面网络、无人机和地面车汇合时间和无人机的能耗等约束,建立无人系统路径规划模型,并使用遗传算法求解得到最优的整体路径。

1.2 拓扑地图

为了方便描述,将图1a所示的武汉市某地区部分水渠和道路地图转为如图1b所示的无向拓扑图,其中,水渠网络用 $G=(V,E)$ 表示, V 为水渠离散化后节点的集合,节点个数为 M 。 $D^{M \times M}$ 为顶点的度矩阵(顶点的度表示每个节点和它相连边的个数)。 E 为水渠路网上边集合。水渠的边被离散化为权重已知的均匀线段 $e \in E$,边的条数用 e_0 表示, L_E 为水渠图中所有边的总长。

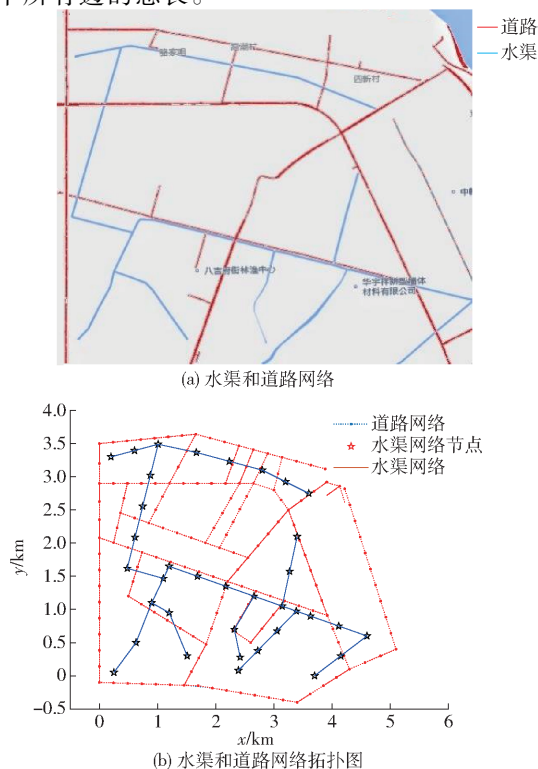


图1 某地区水渠网络和道路网络

Fig. 1 Network of canals and roads in certain area

道路网络为 $G'=(V',E')$,其中 V' 为地面路网上节点的集合,节点个数为 N , E' 为道路网络上的边,与水渠的边类似,也被离散化为各个均等且权重已知的线段。

1.3 研究思路

本文先将待巡检的水渠网络划分为若干子图,再确定各个子图的最优访问顺序,以及无人机的运动路径。研究框图如图2所示。对这2个部分分别建立优化模型并分别求解,使得无人机在巡检每个子图时都是连续进行不需要补能,并且使完成巡检任务的总时间达到最短。

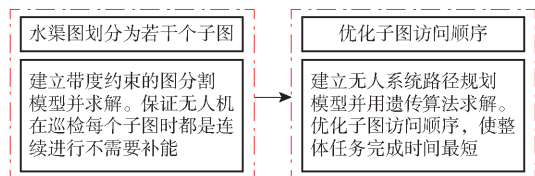


图2 研究框图

Fig. 2 Block diagram

1.4 水渠网络分割

由于水渠网络一般规模较大,而无人机续航能力有限,因此本文采用“分而治之”策略,首先将大规模的水渠网络划分为较小的子图,使无人机每次持续巡检单个子图的飞行路径长度不超过其极限续航能力,同时使各子图之间保持较好的均衡性和连通性。已知水渠图 $G=(V,E)$ 的所有边总长度 L_E ,假设子图初始数量为 $s_0=\lceil \frac{L_E}{L} \rceil$,且子图实际数量可在算法执行阶段自行调整至模型能被求解^[24]。定义子图最终的实际数量为 S 。水渠网络边分割的结果应满足以下条件:①每个子图的大小均衡,且不超过无人机一次能飞行的最大距离。②为尽可能减少无人机重复飞行的路径,每个子图应为直线段或由直线段首尾相连的折线。

定义逻辑矩阵 $W \in \mathbf{R}^{S \times e_0}$,其中 $W=[w_{se}]$, $w_{se} \in \{0,1\}$ 为逻辑矩阵 W 中的元素,表示水渠网络中的边 $e \in E$ 是否在子图 s 中, $w_{se}=0$ 表示边 e 不在子图 s 中, $w_{se}=1$ 表示边 e 存在子图 s 中。定义常量 d_e 表示边 e 的实际长度;常量 $L_{\min}$ 、 $L_{\max}$ 为子图区域长度的上下界。在水渠网络 G 中,每条边都要被分配到相应的子图,且每条边有且只能被分配一次,由此建立约束1

$$\sum_{s=1}^S w_{se} = 1 \quad (\forall e \in E) \quad (1)$$

由于无人机有能耗限制,每个子图的大小应该满足无人机最大续航距离限制,由此建立约束2

$$L_{\min} \leq \sum_{e \in E} w_{se} d_e \leq L_{\max} + k(L_{\max} - L_{\min}) \quad (2)$$

式中 k ——调节参数, $0 < k < 1$

约束式(2)中, k 为调节参数, 表示预留无人机起降能耗, 其值可根据实际地图大小和无人机一次飞行最大距离调节。

定义逻辑矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{S \times N}$, 其中 $\mathbf{X} = [x_{si}]$, 二值变量 $x_{si} \in \{0, 1\}$ 为逻辑矩阵 $\mathbf{X}$ 中的元素, 表示水渠网络中的节点 $i \in V$ 是否在子图 s 中, $x_{si} = 0$ 表示节点 i 不在子图 s 中, $x_{si} = 1$ 表示节点 i 存在于子图 s 中^[21]。建立约束 3 和约束 4 保证边与边之间的连通性

$$\sum_{e \in s} w_{se} = \sum_{i=1}^N x_{si} - 1 \quad (\forall s \in G) \quad (3)$$

$$x_{si} + x_{sj} - 2w_{se[i,j]} \geq 0 \quad (4)$$

式中 w_{se} 表示边和节点关系的表达形式, 下标 $e[i, j]$ 表示如果选择边 e , 则 i 和 j 为边 e 的两个端点。

考虑到实际水渠路网中节点的度一般小于等于 4 (水渠分叉口一般为十字口或人字口), 为了减少无人机重复飞行路径, 即对度大于 2 的节点进行约束

$$\sum_{s=1}^S x_{si} \geq 2 \quad (i \in \{i' | 2 \leq \deg(i') \leq 4\}) \quad (5)$$

式中 $\deg(i')$ 表示求取节点 i' 的度的函数。约束式(5)保证度大于 2 且小于等于 4 的节点至少被划分到 2 个子图中, 以此保证每个子图为直线段或由直线段组成的折线段。

为了使每个子图的大小均衡, 构造优化问题

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \sum_{s=1}^S \left(\sum_{e \in s} w_{se} d_e \right)^2 \\ \text{s. t.} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{s=1}^S w_{se} = 1 \quad (\forall e \in E) \\ L_{\min} \leq \sum_{e \in E} w_{se} d_e \leq L_{\min} + k(L_{\max} - L_{\min}) \\ \sum_{e \in s} w_{se} = \sum_{i=1}^N x_{si} - 1 \quad (\forall s \in G) \\ x_{si} + x_{sj} - 2w_{se[i,j]} \geq 0 \\ \sum_{s=1}^S x_{si} \geq 2 \quad (i \in \{i' | 2 \leq \deg(i') \leq 4\}) \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (6)$$

1.5 路径规划建模

通过求解优化问题式(6), 可以获得水渠网络的每个子图实际长度矩阵, 假设为 $\mathbf{T} = [T_1, T_2, \dots, T_S]$ 。假设各个子图端点坐标集合 (访问顺序) 矩阵为 $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{S \times 4}$, 其中每一行都储存着两个端点的坐标。由于无人机在各个子图上飞行检测时不进行补能操作, 但每个子图访问完后, 无人车需要在地面路网上选择最优的地点与其汇合。根据飞行安全要求, 要

使无人机和无人车同时到达汇合点, 或者无人车比无人机先到达汇合点。接下来, 对无人机访问子图顺序进行优化, 优化的目标是使无人车和无人机完成检测任务的总时间最小。

针对上述异构机器人巡检路径规划问题提出以下假设: ①忽略无人机垂直起降高度, 假设无人机和无人车均在二维平面上移动。②假设无人车的能量无限多, 并且随时可为无人机补充能量。③忽略无人机补能时间消耗。

(1) 子图访问顺序建模

在巡检任务中, 无人车运载着无人机达到各个子图, 通过优化子图访问顺序使无人车的行驶路径最短。定义二值排列矩阵 $\mathbf{O} \in \{0, 1\}^{S \times S}$, 优化后的子图访问顺序为 $\tilde{\mathbf{H}}$, 则有

$$\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{O}\mathbf{H} \quad (\mathbf{O} \in \{0, 1\}) \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^S O_{ij} = 1 \quad (j = 1, 2, \dots, S) \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^S O_{ij} = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, S) \quad (9)$$

其中 $O_{ij} = 1$ 表示原来的子图 i 被调整为第 j 个访问。约束式(8)表示每个子图仅被访问一次, 约束式(9)表示优化后的子图访问顺序中, 每个子图仍只被访问一次。

(2) 子图内巡检路径访问方向建模

每个子图中都有确定的 2 个端点, 无人机从某个端点开始巡检之后从另一个端点离开, 无人机覆盖路径不发生改变, 但会影响无人机从无人车起飞的路径和返回无人车着陆的路径。引入逻辑矩阵

$$\mathbf{F}_s = \begin{bmatrix} \gamma_s & 0 & 1 - \gamma_s & 0 \\ 0 & \gamma_s & 0 & 1 - \gamma_s \end{bmatrix}^T, \gamma_s = 1 \text{ 时表示对第 } s$$

个子图访问时从端点 i 进入, 巡检后从端点 j 离开。反之, $\gamma_s = 0$ 时表示第 s 个子图中的访问顺序为先访问端点 j 经过巡检路径后从端点 i 离开。

(3) 无人机起降点选择及无人机起降过程建模

无人机每巡检完一个子图区域, 都需要在路网的降落点与无人车汇合, 进行充电或者更换电池。选择合适的无人机起降点是无人机实现安全起降的前提。找到了最佳起降点也就同时确定了无人机的起降过程。假设道路网络离散后的坐标矩阵为 $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{N \times 2}$, $1 \sim N$ 代表每个坐标的编号。定义无人机起飞点逻辑矩阵 $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbf{R}^{S \times N}$ 和无人机着陆逻辑矩阵 $\boldsymbol{\beta} \in \mathbf{R}^{S \times N[11]}$, $\alpha_{si} = 1$ 表示无人机选择路网节点 i 飞往子图 s , $\beta_{sj} = 1$ 表示无人机完成子图 s 的检测任务后前往路网端点 j 。需满足约束

$$\sum_{i=1}^N \alpha_{si} = 1 \quad (s = 1, 2, \dots, S; \alpha_{si} \in \{0, 1\}) \quad (10)$$

$$\sum_{j=1}^N \beta_{sj} = 1 \quad (s=1,2,\dots,S; \beta_{sj} \in \{0,1\}) \quad (11)$$

$$\left\| \left(\sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q \right) - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| \leq L$$

$$(s=1,2,\dots,S; \gamma_s \in \{0,1\}) \quad (12)$$

$$\frac{1}{v_a} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \frac{1}{v_a} \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \frac{1}{v_a} \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| \leq$$

$$\frac{1}{v_g} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{v=1}^{N_0} \beta_{sv} Z_v \right\|$$

$$(s=1,2,\dots,S; \gamma_s \in \{0,1\}) \quad (13)$$

式中 α_{si} ——矩阵 α 的元素 β_{sj} ——矩阵 β 的元素
 Z_q ——道路路网第 q 行坐标
 Z_v ——道路路网第 v 行坐标
 F_s ——第 s 个子图中的方向
 T_s ——第 s 个子图的长度
 O_{sj} ——矩阵 O 的元素, 表示第 s 个子图的访问顺序为 j
 α_{sq} ——第 s 个子图原本的访问顺序
 α_{sq} ——矩阵 α 的元素, 表示第 s 个子图中起飞点为 q 的元素
 β_{sv} ——矩阵 β 的元素, 表示第 s 个子图中降落点为 v 的元素

约束式(10)表示每个子图有且仅有一个起飞点。约束式(11)表示每个子图有且仅有一个降落点。约束式(12)表示无人机起降过程经过的距离和巡检该子图的总距离不能超过无人机一次飞行的最大距离, 其中 $O_{sj} T_s$ 表示第 s 个子图的总长度, F_s 表示无人机的巡检方向。约束式(13)表示无人车比无人机先到达或同时到达汇合点, 不等式(13)的左边表示无人机到达汇合点的时间, 右边表示无人车到达汇合点的时间。 Z_j 表示地面路网坐标矩阵中的第 j 行, 即具体坐标值。

确定无人机的起降点和子图的访问顺序后, 通过 Floyd 算法计算出无人车在每两个节点间行驶的最短路径, 即可得到无人车路径。

完成整个巡检任务的时间包括两部分: 无人机巡检各子图区域的飞行时间、无人机由无人车运载一起运动的时间。其中, 无人机总飞行距离为

$$f_a = \sum_{s=1}^S \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \sum_{s=1}^S \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\|$$

$$(s=1,2,\dots,S; \gamma_s \in \{0,1\}) \quad (14)$$

式中 f_a ——无人机总飞行距离, km

定义基地坐标为 $B \in \mathbf{R}^{1 \times 2}$, 无人车运载无人机的总移动距离为

$$f_g = \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{1q} Z_q - B \right\| + \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{Sv} Z_v - B \right\| + \sum_{s=1}^{S-1} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{(s+1)q} Z_q - \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v \right\|$$

$$(s=1,2,\dots,S; \gamma_s \in \{0,1\}) \quad (15)$$

式中 f_g ——无人车运载无人机距离, km

根据以上分析, 以完成整个巡检任务的总时间为代价, 该路径规划问题可以转换为

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \left(\frac{f_a}{v_a} + \frac{f_g}{v_g} \right) \\ \text{s. t. } \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^S O_{ij} = 1 \quad \sum_{j=1}^S O_{ij} = 1 \\ \sum_{i=1}^N \alpha_{si} = 1 \quad \sum_{j=1}^N \beta_{sj} = 1 \\ \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| \leq L \\ \frac{1}{v_a} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \frac{1}{v_a} \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \frac{1}{v_a} \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| \leq \frac{1}{v_g} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{v=1}^{N_0} \beta_{sv} Z_v \right\| \\ f_a = \sum_{s=1}^S \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \sum_{s=1}^S \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| \\ f_g = \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{1q} Z_q - B \right\| + \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{Sv} Z_v - B \right\| + \sum_{s=1}^{S-1} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{(s+1)q} Z_q - \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v \right\| \\ (O_{ij} \in \{0,1\} \quad (0 \leq i, j \leq S)) \\ \alpha_{si}, \beta_{sj}, \gamma_s \in \{0,1\}; 0 \leq s \leq S; 0 \leq i, j \leq N \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (16)$$

2 基于遗传算法的两步求解方法

本文采用两步法求解该路径规划问题, 算法流程如图 3 所示。①将无人机待检测区域进行划分, 得到各个子图的长度即无人机的飞行长度集合 T , 以及各个子图的端点集合 H 。无人机对各子图巡检时, 除了飞行方向有两种可能的选择外, 飞行路径基

本确定。②使用改进的遗传算法,优化各子图的巡检顺序、无人机在路网上的起降位置^[25],以及无人机巡检各子图时的飞行方向,使整体完成检测任务的时间达到最小。

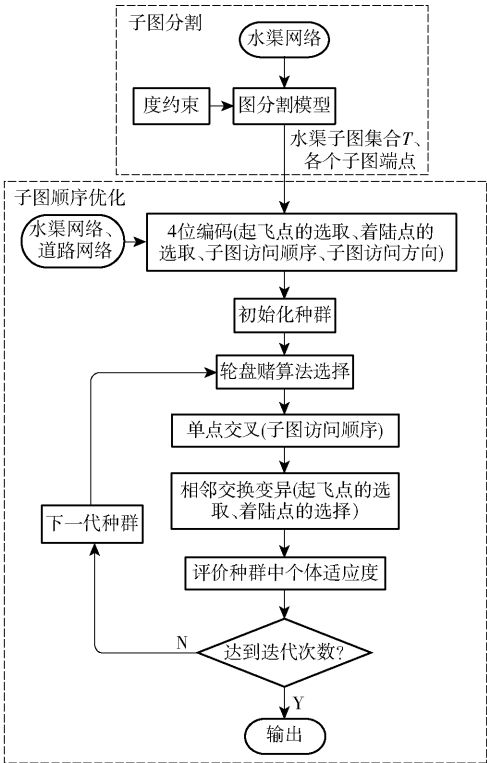


图3 水渠巡检路径规划算法流程图

Fig. 3 Flowchart of canal inspection path planning algorithm

遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法。遗传算法遵循优胜劣汰原则,从初始种群出发,经过选择、交叉、变异等遗传算子迭代操作后,得到优化后的种群,从而得到满足目标的最优个体。

2.1 编码

编码是遗传算法中的关键问题之一。本文设计的编码方式如图4所示,分别对无人机起飞点、无人机降落点、无人机访问子图端点的顺序、子图访问方向进行4位编码。

子图编号	1	2	...	S
根据模型(6)求得子图端点	H_{11} H_{12}	H_{21} H_{22}	...	H_{S1} H_{S2}
无人机访问各子图前在路网中的起飞节点	$\alpha_{1q}Z_q$	$\alpha_{2q}Z_q$	...	$\alpha_{Sq}Z_q$
无人机访问各子图后在路网中的降落节点	$\beta_{1v}Z_v$	$\beta_{2v}Z_v$	...	$\beta_{Sv}Z_v$
各子图的访问顺序(全排列)	...	...	...	...
子图访问方向(0-1向量)	1	0	...	...

图4 编码

Fig. 4 Coding

2行为子图端点坐标的编号,每子图对应2个端点,由之前模型(6)求解得到。第3行为无人机在道路网络上选择的起飞点坐标编号。第4行为无人机在道路网络上选择的降落点坐标编号。第5行为各子图的访问顺序的排列。第6行为无人机访问各个子图时的访问方向的选择。要求得无人机和无人车的最优访问路线,即求第3~6行中每个元素的值。

2.2 适应度函数

利用约束的违反量构造惩罚函数设计适应度函数^[23]。惩罚函数式为

$$p_1 = \frac{1}{v_a} \sum_{s=1}^S \left(\left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| - L \right) \quad (s = 1, 2, \dots, S; \gamma_s \in \{0, 1\}) \quad (17)$$

$$p_2 = \sum_{s=1}^S \left(\frac{1}{v_a} \left\| \sum_{q=1}^N \alpha_{sq} Z_q - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| + \frac{1}{v_a} \sum_{j=1}^S O_{sj} T_s + \frac{1}{v_a} \left\| \sum_{v=1}^N \beta_{sv} Z_v - \sum_{j=1}^S O_{sj} H_s F_s \right\| - \frac{1}{v_g} \left\| \sum_{q=1}^{N_0} \alpha_{sq} Z_q - \sum_{v=1}^{N_0} \beta_{sv} Z_v \right\| \right) \quad (s = 1, 2, \dots, S; \gamma_s \in \{0, 1\}) \quad (18)$$

式中 p_1 ——无人机能耗惩罚函数

p_2 ——无人系统协同惩罚函数

式(17)表示若无人机访问子图完整过程时的时间大于无人机一次飞行最大距离允许的时间,则给予惩罚;式(18)表示若无人机比无人车提前到达汇合点,则给予惩罚。

为了减少无人车在巡检过程中的重复路径,假设无人车重复路径长度为 l_g ,惩罚系数为 λ_3 ,则新个体引入违反量后总代价为

$$f_n = \frac{f_a}{v_a} + \frac{f_g}{v_g} + \lambda_1 p_1 + \lambda_2 p_2 + \lambda_3 \frac{l_g}{v_g} \quad (19)$$

式中 f_n ——违反量总代价

l_g ——无人车重复路径长度, km

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ——违反量惩罚系数

惩罚系数越大,违反量可以被更快地消除,但是函数可能过快收敛到局部最优值,由于 f_n 的值越小越接近最优解,因此适应度函数设置为 $f_i = 1/f_n$ 。

2.3 选择算子

采用轮盘赌法对每次生成的种群中的个体进行选择,参与下一轮的迭代。适应度越大的个体被选择的概率越大,第 i 个个体被选择的概率为

$$p(i) = \frac{f_i(i)}{\sum_{j=1}^K f_i(j)} \quad (i = 1, 2, \dots, K) \quad (20)$$

式中 $p(i)$ ——第 i 个个体被选择概率

图4 第1行为子图编号,编号为1,2,...,S。第

$f_i(i)$ ——个体适应度
 K ——种群规模

2.4 交叉算子

采用单点交叉法对染色体中代表各子图访问顺序的 S 个基因片段进行交叉,即对子图访问顺序进行随机变换,交叉算子操作方法如图 5 所示。每组染色体片段表示一个子图的信息,其中第 3 位基因代表当前子图的访问顺序。采取单点交叉方法对子图的访问顺序进行交换,从而增加种群中得到最优子图访问顺序个体的概率。

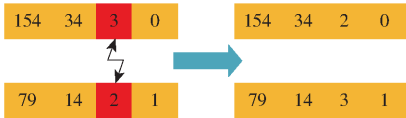


图 5 两条染色体交叉示例

Fig. 5 Crossing samples of two chromosomes

2.5 自适应变异算子

无人机在靠近水渠子图端点的路网上选择合适的位置作为起降点。本文通过染色体变异的方式,对起降点进行随机选择。起降点的选择范围需考虑无人机的最大允许能耗,通过式(12)、(13)对无人机起飞点和降落点的选择范围进行约束。在这两组范围内,分别对染色体的前两位基因进行变异,变异方式如图 6a 所示。采取这种方式对无人机的起降点选择范围增加限制,保证变异后的染色体仍满足约束。

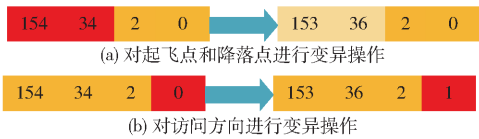


图 6 单条染色体变异示例

Fig. 6 Mutation of single chromosome

此外,在染色体的第 4 位基因,即子图访问方向,通过变异方式改变子图的访问方向,以避免陷入局部最优,如图 6b 所示。基因值 0 和 1 表示无人机访问子图进入时相反的两个方向。

遗传算法在前期的迭代过程中,通过染色体的变异改善解的搜索空间,防止陷入局部最优,增加了优良个体产生的可能性。而在迭代过程后期,种群的整体适应度趋于稳定,此时较高的变异概率会降低算法的收敛速度。为了解决上述问题,本文将变异概率与当前迭代次数结合,提出一种自适应变异算子,使算法在迭代前期采用较大的变异概率,而在迭代后期采用较小的变异概率。变异概率计算式为

$$p_m = p_m^l + e^{-g\theta}(p_m^u - p_m^l) \tag{21}$$

式中 p_m^l ——变异概率下限
 p_m^u ——变异概率上限

g ——当前迭代次数
 θ ——下降系数

3 仿真分析与比较

3.1 参数初始化

为验证所提出的模型,根据已知目标区域的水渠和地面地图,在 Matlab 2018b 中进行仿真,计算机配置为:AMD Ryzen 5 5600H with Radeon Graphics, 3.30 GHz,安装内存为 16.0 GB。

离散后的水渠路网 G 由 36 个顶点和 35 条边组成,总长度为 15.87 km;地面路网 G' 由 156 个节点和 174 条边组成。仿真时的地面基站编号可根据实际应用中基站的选址位置进行调整。1.4 节的图分割模型参数如表 1 所示。遗传算法参数设置如表 2 所示,其中 N_g 为最大迭代次数、 P_s 为选择概率、 P_c 为交叉概率。

表 1 图分割及路径规划模型参数

Tab.1 Parameters of graph segmentation and path planning model

参数	$L_{min}/$ km	$L_{max}/$ km	k	$L/$ km	M	N	$v_a/$ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	$v_g/$ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)
数值	2	7	0.8	4.1	36	156	60	40

表 2 遗传算法参数

Tab.2 Parameters of genetic algorithm

参数	N_g	K	P_s	P_c	p_m^u	p_m^l	θ	λ_1	λ_2	λ_3
数值	800	1 000	0.3	0.2	0.8	0.6	0.01	1 000	1 000	40

3.2 水渠网络子图分割结果

针对优化模型(6),使用 CVX 工具箱^[26]对其进行求解。图 7 为 $s_0 = 7$ 的图分割结果,即水渠网络图被分割成 7 个长度均匀的子图,各个子图间都有重复分配的节点,以保证每个子图的连通,每个子图的长度如表 3 所示,均低于无人机最大飞行距离 L 。

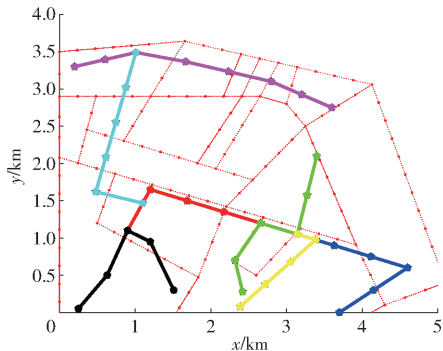


图 7 分割为 7 个区域的水渠网络

Fig. 7 Canals network divided into seven zones

3.3 无人系统路径规划仿真结果

根据基地选址位置不同,无人机和无人车的路

表 3 子图长度

Tab.3 Length of subgraph								
子图	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	总长度
长度	2.35	2.70	1.59	1.73	2.62	2.30	2.58	15.87

径规划得到的结果实际可以分为 3 种:①无人车载着无人机从基地出发并且返回。②当第 1 个访问的区域离基地近时,无人机直接从基地出发访问第 1 个子图,无人车单独前往 2 号端点。③当无人机巡检完最后 1 个子图还有多余能量时,无人机直接返回基地,无人车独自从 14 号端点返回基地。以下对这 3 类仿真结果进行具体分析。

3.3.1 无人车载着无人机从基地出发与返回(仿真 1)

当基地编号为 128 时,求解得到的无人机路径图和无人车路径如图 8 所示。图 8a 中不同颜色的实线表示无人机访问各个子区域时的巡检路径,不同颜色的虚线部分则对应相应的子区域无人机的起降路径。图 8b 中带箭头的线段为无人车在路网上行驶的路径,不带箭头的线段为无人车搭载无人机从当前子图前往下一个子图的路径。

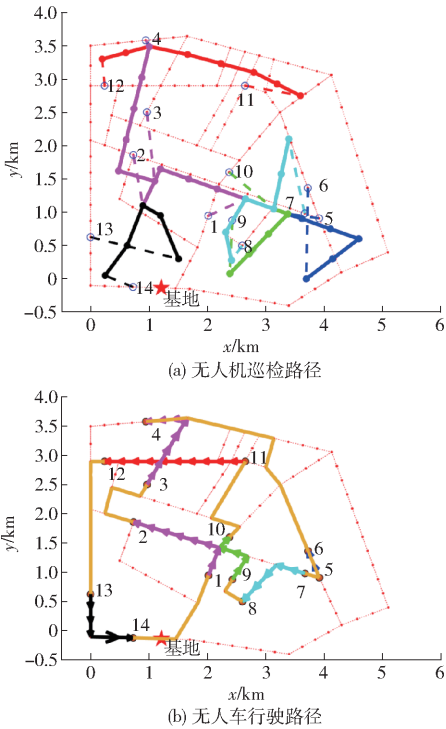


图 8 无人车搭载无人机出发和返回路径
Fig.8 Unmanned ground vehicle carried drone to start and return together

图 8 中的序号 1~14 代表地面路网上访问起飞降落点的顺序,按编号从小到大的顺序进行访问,其中,起降点编号的颜色与对应子图颜色相同。如图 8b 所示,无人车搭载无人机从基地出发,沿橘色直线路径行驶到达 1 号起飞点,到达 1 号起飞点后,如图 8a 所示,无人机从 1 号起飞点沿着紫色虚线前

往第 1 个子图区域进行区域巡检,巡检完后再沿着虚线路径飞往 2 号降落点。与此同时,无人车沿着图 8b 所示的紫色带箭头线段匀速前往 2 号端点,在 2 号端点和无人机汇合。与此相似,无人系统前往第 2 个巡检区域进行巡检,无人车搭载无人机沿图 8b 所示的橘色直线路径从 2 号端点前往 3 号端点,到达 3 号端点后无人机沿着图 8a 紫色路径对第 2 个子图区域进行巡检,此时无人车沿着图 8b 的紫色带箭头的路径前往 4 号汇合点与无人机汇合。以此类推,完成 7 个子区域的巡检后,无人车搭载无人机从 14 号端点沿着橘色直线路径回到基站。

在仿真实验中,加入违反无人机能量约束惩罚、无人车和无人机汇合时间约束惩罚,以此确保无人机的能量能够完成整个巡检任务。同时加入无人车重复路径的惩罚,最终获得的最优路径中仅包括少量重复的路径节点。图 9 为遗传算法执行过程中代价函数 f_n 的迭代曲线,迭代到 293 代时,算法获得最优解。算法结束时,无人车行驶路径总长度为 25.33 km,其中包括重复路径 1.70 km,约占 6.7%,运行总时间为 48 min。无人机飞行总时间为 26.53 min。

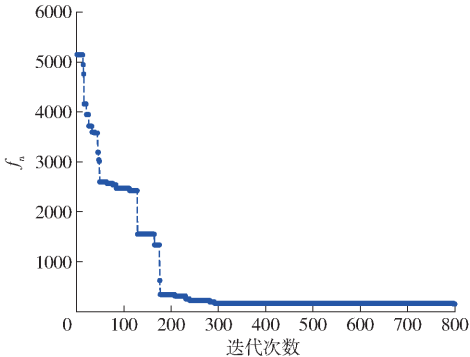


图 9 包含惩罚项的总代价 f_n
Fig.9 Total cost f_n with penalty

3.3.2 无人机直接从基地出发(仿真 2)

当基地编号为 154 时,此时基地与第 1 个巡检区域较近,无人机可以直接从基地出发飞行到第 1 个巡检区域,与 3.3.1 节的仿真相比,无人车载着无人机出发的路径不再存在,如图 10 所示,当无人机直接从基地起飞前往第 1 个子图区域巡检时,无人车空载沿着湖蓝色带箭头路径直接行驶到 2 号端点与无机汇合。在无人机巡检完最后 1 个子图后,与无人车在 14 号端点汇合后,沿着橘色直线从 14 号端点回到基地,返回时的路径与仿真 1 相似。此时无人车行驶路径总长度为 31.68 km,其中包括重复路径 4.74 km,约占 15%,运行总时间为 59 min。无人机飞行总时间为 28.51 min。

3.3.3 无人机直接返回基地(仿真 3)

当基地编号为 55 时,此时无人机在巡检完最后

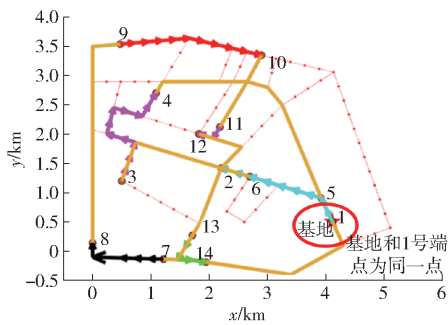


图 10 无人机直接从基地出发时无人车路径
Fig. 10 Path of unmanned ground vehicle when drone left directly from base

1 个子图区域后能量充足,可以直接返回基地,与仿真 1 的区别在于无人机访问最后 1 个子图时无人车的路径,如图 11 所示,无人机巡检完最后红色区域直接返回基地,而无人车直接沿着红色带箭头的路径回到基地。此时无人车行驶路径总长度为 24.34 km,其中包括重复路径 1.95 km,约占 8%,运行总时间为 48 min。无人机飞行总时间为 27.56 min。

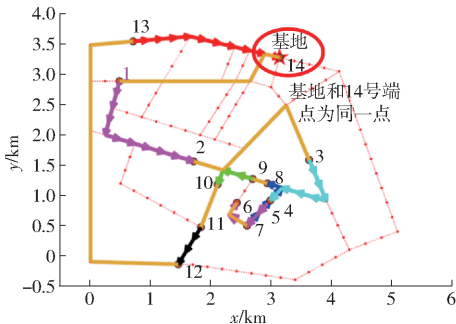


图 11 无人机直接回到基地时无人车的路径
Fig. 11 Unmanned ground vehicle path when drone directly returned to base

综上所述,由于基地的选址位置不同,无人系统

路径规划会有 3 种不同的结果。仿真实验表明,在基地选址不同的情况下,本文模型都能在满足无人机能耗约束、访问顺序约束、无人机起降点约束的情况下规划出一条较好的巡检路线。按照人工步行巡检速度 2 km/h 计算,在不考虑人员休息和路径重复的情况下,完成图 8 所示水渠网络巡检至少需要 476 min,因此,本文提出的无人系统的巡检速度是人工巡检的 8.4 ~ 9.8 倍。以上多组实验结果说明本文所提方法具备有效性和通用性,能够规划出不同情形下无人机、无人车协作巡检路径,保证任务完成时间最优。

4 结论

(1)对无人系统在水渠巡检中的实际应用进行了研究,针对巡检区域一般面积大、道路网络复杂、无人机续航能力受限等实际情况,提出了一种可行的路径规划方案。

(2)考虑实际水渠网络中通常没有交叉处超过 4 个分叉口的情况,针对度为 1 ~ 4 的节点进行了约束,建立了图分割优化模型,并用 CVX 工具箱对该模型进行求解,以某水渠巡检区域为例,得到了最优的 7 个子图。

(3)建立了无人系统在双重网络约束下的路径长度优化模型。为符合实际,考虑了无人机的能量约束、无人车和无人机汇合时间约束、道路网络对无人车运动的约束等,使用遗传算法对无人车和无人机路径进行求解。在给出的巡检案例中,无人车载着无人机从基地出发并返回基地的最优任务完成时间为 48 min。按人工步行速度 2 km/h 计算,无人系统的巡检速度为人工巡检的 8.4 ~ 9.8 倍。

参 考 文 献

[1] SALAMA M R, SRINIVAS S. Collaborative truck multi-drone routing and scheduling problem: package delivery with flexible launch and recovery sites[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2022, 164: 102788.

[2] VOELKER A, DÖRDELMANN M, KOURAMAS K, et al. Three-layer aircraft control: path-planning, guidance, model predictive controller as autopilot[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2010, 43(15): 81 - 86.

[3] 罗志浩. 车载无人机双层协同路径规划问题研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2017.

[4] LUO Zhihao. Research on dual layer collaborative path planning for vehicular unmanned aerial vehicles[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017. (in Chinese)

[5] MOMENI M, SOLEIMANI H, SHAHPARVARI S, et al. Coordinated routing system for fire detection by patrolling trucks with drones[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2022, 73: 102859.

[6] MURRAY C C, CHU A G. The flying sidekick traveling salesman problem: optimization of drone-assisted parcel delivery[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 54: 86 - 109.

[7] LUO Z, LIU Z, SHI J. A two-echelon cooperated routing problem for a ground vehicle and its carried unmanned aerial vehicle[J]. Sensors, 2017, 17(5): 1144.

[8] LIU Y, LIU Z, SHI J, et al. Two-echelon routing problem for parcel delivery by cooperated truck and drone[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 51(12): 7450 - 7465.

[9] WU Y, WU S, HU X. Cooperative path planning of UAVs & UGVs for a persistent surveillance task in urban environments[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8(6): 4906 - 4919.

- Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 8 – 15. (in Chinese)
- [22] LI Junhong, LAI Qinghui, SU Wei, et al. Research on the influence of the suction force on spherical particles in suction flow [J]. Powder Technology, 2021, 393(8): 824 – 836.
- [23] LEI Xiaolong, LIAO Yitao, LIAO Qingxi, et al. Simulation of seed motion in seed feeding device with DEM – CFD coupling approach for rapeseed and wheat [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 131(12): 29 – 39.
- [24] 丁力, 杨丽, 张东兴, 等. 基于 DEM – CFD 的玉米气吸式排种器种盘设计与试验 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 50 – 60.
DING Li, YANG Li, ZHANG Dongxing, et al. Design and experiment of seed plate of corn air suction seed metering device based on DEM – CFD [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 50 – 60. (in Chinese)
- [25] 郭小琦, 李伟峰, 廖敦明, 等. 数值模拟射砂过程不同曳力模型应用对比 [J]. 铸造, 2020, 69(11): 1221 – 1227.
- [26] 纪海春. 基于 DEM – CFD 耦合的气吸式排种器工作过程仿真分析 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2019.
JI Haichun. Simulation and analysis of working process of air suction seed-metering device based on DEM – CFD coupling method [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [27] 丁旺. 基于 CFD – DEM 的颗粒流体两相耦合模型的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2021.
DING Wang. Research on the particle-fluid two-phase coupling model based on CFD – DEM [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2021. (in Chinese)

(上接第 87 页)

- [9] BOOTH K E C, PIACENTINI C, BERNARDINI S, et al. Target search on road networks with range-constrained UAVs and ground-based mobile recharging vehicles [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6702 – 6709.
- [10] HAM A M. Integrated scheduling of m-truck, m-drone, and m-depot constrained by time-window, drop-pickup, and m-visit using constraint programming [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 91: 1 – 14.
- [11] CHEN Y, CHEN M, CHEN Z, et al. Delivery path planning of heterogeneous robot system under road network constraints [J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 92: 107197.
- [12] JI K, ZHANG Q, YUAN Z, et al. A virtual force interaction scheme for multi-robot environment monitoring [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 149: 103967.
- [13] XING S, CHEN X, HE W, et al. An autonomous obstacle avoidance method based on artificial potential field and improved A* algorithm for UAV [C] // ITM Web of Conferences. EDP Sciences, 2022.
- [14] YANG Y, LIN Z, YUE M, et al. Path planning of mobile robot with PSO-based APF and fuzzy-based DWA subject to moving obstacles [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2022, 44(1): 121 – 132.
- [15] LIU L, LIN J, YAO J, et al. Path planning for smart car based on Dijkstra algorithm and dynamic window approach [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021: 8881684.
- [16] DORIGO M, BIRATTARI M, STUTZLE T. Ant colony optimization [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 28 – 39.
- [17] GONCALVES E C, FREITAS A A, PLASTINO A. A survey of genetic algorithms for multi-label classification [C] // IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2018: 1 – 8.
- [18] VAHDANJOO M, NORREMARK M, SORESENSEN C G. A system for optimizing the process of straw bale retrieval [J]. Sustainability, 2021, 13(14): 7722.
- [19] LIN G, ZHU L, LI J, et al. Collision-free path planning for a guava-harvesting robot based on recurrent deep reinforcement learning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 188: 106350.
- [20] 郝琨, 张慧杰, 李志圣, 等. 基于改进避障策略和双优化蚁群算法的机器人路径规划 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 303 – 312, 422.
HAO Kun, ZHANG Huijie, LI Zhisheng, et al. Path planning of mobile robot based on improved obstacle avoidance strategy and double optimization ant colony algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 303 – 312, 422. (in Chinese)
- [21] DENG D, PALLI P, SHU F, et al. Heterogeneous vehicles routing for water canal damage assessment [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 2375 – 2382.
- [22] ABBAS S M, ALI H, MUHAMMAD A. Autonomous canal following by a micro-aerial vehicle using deep CNN [J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30): 243 – 250.
- [23] YANES LUIS S, PERALTA SAMANIEGO F, TAPIA CORDOBA A, et al. An evolutionary multi-objective path planning of a fleet of ASVs for patrolling water resources [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 112: 104852.
- [24] THAKKAR A, LOHIYA R. Role of swarm and evolutionary algorithms for intrusion detection system: a survey [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020, 53: 100631.
- [25] 陈梦清, 陈洋, 陈志环, 等. 路网约束下异构机器人系统路径规划方法 [J]. 自动化学报, 2023, 49(4): 718 – 730.
CHEN Mengqing, CHEN Yang, CHEN Zhihuan, et al. Path planning method for heterogeneous robot systems under road network constraints [J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(4): 718 – 730. (in Chinese)
- [26] BOYD S P, VANDENBERGHE L. Convex optimization [M]. Cambridge University Press, 2004.