

引用格式:李静,王楠,许铜华,等.基于局部搜索树的UAV与UGS协同移动目标追踪方法[J].电光与控制,2019,26(1):1-7. LI J, WANG N, XU T H, et al. UAV/UGS collaboration for moving target tracking based on local search tree[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(1):1-7.

基于局部搜索树的 UAV 与 UGS 协同移动目标追踪方法

李 静, 王 楠, 许铜华, 谷学强
(国防科技大学智能科学学院,长沙 410073)

摘 要: 针对无人机(UAV)与地面无人值守传感器(UGS)的空地协同目标追踪问题,提出一种交通道路网络环境下基于局部搜索树的移动目标搜索追踪方法。在该方法中,无人机通过与地面无人值守传感器抵近通信,获取目标经过传感器节点的时间信息,基于该信息估计目标运动速度及预测目标后续位置,通过局部递归搜索优化无人机对目标的追踪路径。针对追踪过程中不完全信息条件下的传感器节点访问次序决策问题,设计了两种节点选择评价机制并对其效果进行了比较和分析。仿真实验结果表明,该方法能在目标运动路径及速度不断变化的情况下以较大概率捕获目标。

关键词: 目标追踪; 无人机; 无人值守地面传感器; 空地协同; 节点评价机制

中图分类号: V279; TP181 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.01.001

UAV/UGS Collaboration for Moving Target Tracking Based on Local Search Tree

LI Jing, WANG Nan, XU Tong-hua, GU Xue-qiang

(College of Intelligent Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at air-ground collaboration of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) with Unattended Ground Sensor (UGS) for target tracking, this paper proposes a searching and tracking method for moving targets based on local search trees in the traffic road network environment. In this method, the UAV is in close communication with an UGS to obtain the time information of the target passing through the node. Based on the information, the target motion speed is estimated and the subsequent target position is predicted. The path of UAV in target tracking is optimized through local recursive search. For the decision-making of sensor node accessing order with incomplete information in the tracking process, two kinds of node selection evaluation mechanisms are designed and analysis is made to their effects. Simulation results show that this method can capture targets with a higher probability when the target's moving path and speed change greatly.

Key words: target tracking; UAV; Unattended Ground Sensor (UGS); air-ground collaboration; node evaluation mechanism

0 引言

目前,军事上对目标进行搜索追踪的方法有很多种,如传统的空中侦察、地面无人车或智能体对目标进行随机搜索或覆盖式搜索等^[1-5],相对于采用无人车对目标的搜索,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)协同地面无人值守传感器(Unattended Ground Sensors, UGS)具有成本低、布置方便、对环境适应力强等特点^[6-7]。对

于无人值守传感器的监测部分可以采用声音和振动传感器,对特定目标进行监测;在位置部署时,可根据其成本低、结构简单、对环境适应性强等特点,采用无人机投放或人工安置等方式。

当对道路网进行监视时,无人值守传感器节点之间的距离通常较远,彼此之间无法直接通信^[8],需要由无人机飞抵传感器节点处获取其探测的历史目标信息,并在该信息的引导下对目标进行追踪,在目标离开传感器监控区域前捕获及定位目标。在军事应用场景中,能对及时发现和拦截敌方地面目标(如后勤保障车辆和小规模支援部队等)起到关键支撑作用^[9-10]。

针对上述问题, KRISHNAMOORTHY K, CASBEER

收稿日期:2018-06-27

修回日期:2018-11-07

基金项目:国家自然科学基金(61603406)

作者简介:李 静(1993—),男,安徽六安人,硕士生,研究方向为无人机作战与仿真。

D 等^[11]开展了相关研究工作,提出了基于“Max-Min”博弈的追踪策略优化方法,一定程度上解决了分布式传感器信息引导下无人机对单目标的追踪问题,总结得出了无人机成功拦截目标的充分性条件,但其在研究中引入目标速度不变等假设条件对问题模型进行了简化处理,同时其采用的是全局最优搜索算法,具有计算复杂性高、时效性差等特点,在真实场景下适用性不强。针对该问题,研究并提出了基于局部搜索树的 UAV 与 UGS 协同移动目标追踪方法,设计了传感器节点访问次序的固定评价机制与分段评价机制,通过局部优化搜索引导无人机追踪移动目标,有效降低了问题求解的复杂度。该方法能够适应复杂交通网络中目标运动速度和方向不断变化等情况,可以满足一般场景下的应用需求。

1 问题描述

交通道路网如图 1 所示。

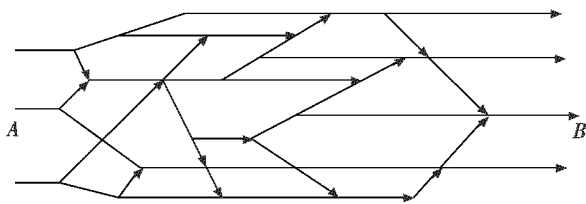


图 1 交通道路网模型
Fig. 1 Road network model

路径之间有连接或者交叉,箭头处表示某一段路径的终点,箭头的方向表示路径的方向,各路段之间相互组合可以产生多条从 A 侧到达 B 侧的路径。敌方目标意图从道路网的 A 侧运动到 B 侧,运动过程中保持总体方向自 A 侧向 B 侧,速度在一定范围内变化。我方提前在目标区域投放传感器进行目标监控且对道路网的各路段长度与地面无人值守传感器节点坐标进行了测量和定位,无人值守传感器节点在道路网中的分布如图 2 所示。

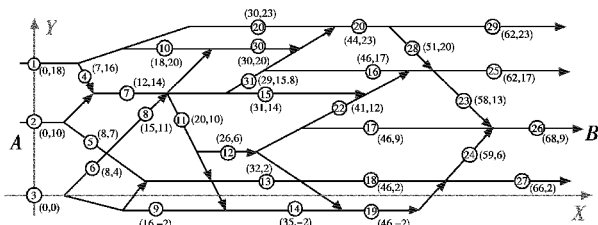


图 2 交通道路网传感器节点模型
Fig. 2 The model of sensor nodes in a road network

无人值守传感器节点会记录敌方目标经过的时间,在无人机抵近该节点时,将记录的局部信息上传给无人机进行辅助搜索追踪。图 2 所示交通道路网中共包含 31 个无人值守传感器节点,标记为 1, 2, ..., 31, 随机分布

在道路网路段中较中心位置,位置坐标(位置距离和速度均使用相对单位)已知,在路径上的连通性构成其逻辑上的父子关系。可以看到,入口节点为 1, 2, 3 节点,出口节点为 25, 26, 27, 29 节点,中间节点构成其复杂的节点网络拓扑关系。在敌方目标沿着图 2 路径自 A 侧向 B 侧运动过程中,运动速度为范围值并记为 v_{tar} , 出发节点为 1, 2, 3 节点中任意一个,出发时刻记为 0 时刻。经过无人值守传感器节点时会触发传感器信号,标记传感器为目标经过状态,同时留下目标经过的时间信息,未检测到目标的无人值守传感器对目标的记录信息为空。对于传感器节点 i , 标记目标经过的时间记为 t_i , 当无人机抵近至该传感器节点时,获取传感器对目标监测的时间信息 t'_i 。无人机从其起始位置开始运动,运动速度为其固定最大速度 v_{UAV} , 同时无人机从初始位置运动至传感器节点 i 的时间记为 t'_i 。无人机在搜索追踪过程中,根据获取到的传感器局部信息选取后续检索的传感器节点,调整对敌方目标的搜索路线,当无人机先于目标到达某个传感器节点并在其等待期间目标到达此传感器节点时,视为无人机截获该敌方目标。

目标在交通道路网中运动,自 A 侧到 B 侧有多种路径可以选择,设目标所有的运动路径集合为 G , 对目标选择的任意路径 $k \in G$, 沿途经过传感器 p_j , 有 $j \in \{1, 2, \dots, 31\}$ 。无人机出发位置在目标出发位置后方,但在搜索追踪过程中,无人机可在任意两个传感器节点间沿直线飞行,目标则沿着路径飞行。

2 搜索决策树

对于选取的交通道路网,其在连接上存在前后关系,在整个道路网的连接逻辑上也存在父子关系。为便于分析,通过下例说明交通道路网在连接上的逻辑关系。

图 3 所示为将目标运动经过传感器节点的先后次序做出的树形搜索图。

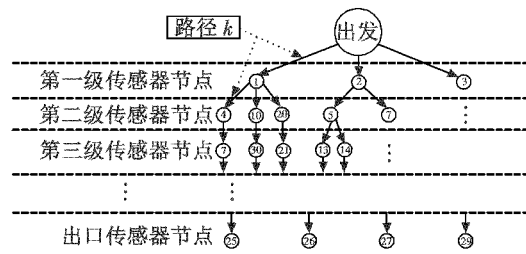


图 3 传感器节点次序及分级示意图
Fig. 3 Sensor node order and classification

目标沿某条路径 k 运动,在出发后随机选择道路网入口节点 1, 2, 3 中任一个,将目标第一次可到达的节点设为第一级节点,目标第一次可到达的节点有 3 个,对应的第一级节点也有 3 个。在到达了第一级节

点后,目标继续沿交通路网中的路径运动,每一个第一级节点都有其对应的第二级节点。目标持续以一定范围的速度运动,沿搜索树自上而下通过连接关系经过每一级传感器节点中的任意一个,以出口节点 25, 26, 27, 29 为其目的地。

可将无人机协同地面无人值守传感器对移动目标的追踪问题看成局部信息条件下的无人机与目标的博弈问题,在无人机追踪拦截过程中,通过对目标速度及位置预测来辅助决策在传感器节点处的等待时间,优化无人机对目标的拦截能力。由于交通道路网上的任意路段之间的连通性及目标选择路径的随机性,路径组合空间的复杂度随着道路网中路段数的增加而成指数倍增长,庞大的搜索空间以及可变的目標速度增加了无人机选择后续传感器节点的难度,而如果采用评价机制在追踪搜索时对传感器节点进行评估,在局部信息的指向下,搜索决策树中的相关性分支,可以大幅度减小计算量,降低搜索空间复杂度及提高计算时效性。

3 局部搜索树方法

3.1 局部搜索树方法的运用

在一些拓扑结构较为复杂的交通道路网中,路段的连接关系也多种多样,而在地面无人值守传感器提供局部信息的情况下,使用树搜索算法对目标进行搜索,能在一定程度上提高搜索效率,减少所需要配置的搜索资源。

对于局部搜索树方法在道路网中的应用^[11-13],主要是在无人值守传感器提供局部信息的条件下,无人机通过自主追踪搜索算法在部分道路网检索目标留下的关键信息完成对目标的追踪搜索。在文献[11]的基础上,扩大道路网的复杂程度,同时放宽对目标的运动约束,提出对传感器节点的评价机制,并以无人机对目标的拦截率衡量无人机对目标的拦截能力。此方法同时考虑无人机到多个传感器子节点之间的距离与目标在传感器子节点沿某条路径逃离监测区域的最短路程来对传感器子节点进行对比,评估选出无人机最先检索的子节点,通过抵近传感器获取的局部信息对目标速度及位置进行估计,同时对比无人机自身位置用以预估拦截到目标的时间:若时间超出拦截目标时间的期望值,则检索后续传感器节点;反之,则在传感器节点处等待一定时间。通过这种局部信息下的递归搜索,可以大幅度缩小无人机搜索追踪的范围。

3.2 对目标运动速度的估计

目标沿任意路径 k 运动, $k \in G$, 路径中经过的无人值守传感器节点记为 p_{ki} , 经过该节点的时间记为 t_{ki} , 从起始节点 p_{ki} , $i \in \{1, 2, 3\}$ 进入目标区域的时间记为

$t_{ki}=0, i \in \{1, 2, 3\}$ 。每一个起始节点都对应与其存在逻辑父子关系的后续传感器节点,记为 $p_{k(i+1)}$, 则对于目标沿任意路径 k 经过后续节点 $p_{k(i+1)}$ 时,记传感器时间节点为 $t_{k(i+1)}$ 。由图 2 可知传感器节点的位置坐标,计算得到路径 k 上传感器节点 p_{ki} 与传感器节点 $p_{k(i+1)}$ 的路径距离,记为 $d_{ki(i+1)}$, 可以得到目标运动的估计速度为

$$v_{\text{tar_guess}} = \frac{d_{ki(i+1)}}{t_{k(i+1)} - t_{ki}} \quad (1)$$

在目标与无人机的后续运动中,无人机通过对后续节点间的距离和时间差进行处理计算,也可以不断更新对目标速度的估计值。

3.3 对传感器子节点评价

若当前无人机所在的传感器子节点存在对目标的监控信息,则目标必从此传感器的某个子传感器节点逃离,如何选取无人机最先前往的传感器子节点对无人机能否成功拦截目标有很大影响。在无人机选取要前往的目标传感器子节点之前,需要考虑两个方面因素:其一是各个传感器子节点与无人机当前所在的传感器节点间的距离不同,直接影响无人机到达传感器子节点的时间;另外是目标在某个传感器子节点沿某条路径逃离的路程,短的逃离路程意味着目标更容易逃离目标区域,而相对应的传感器子节点具有更高的检索优先级。

无人机到后续无人值守传感器节点路径及目标逃离路径如图 4 所示。

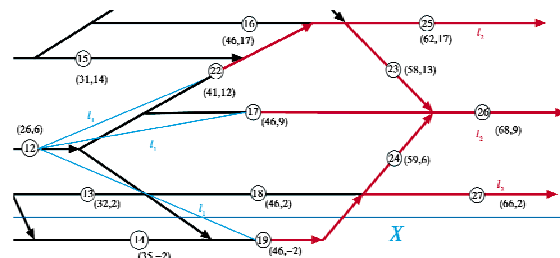


图 4 传感器节点路径分析图

Fig. 4 Sensor node path analysis

图 4 中,假设目标当前运动至传感器节点 12,并检索到目标经过的时间信息,无人机将从 3 个传感器节点中选出最先访问的节点,沿 3 条 l_1 路径中相对应的一条到达该子节点。而对于目标,将从 3 个子节点中任意一个节点沿路径 l_2 中的某一条路径逃离目标区域。

针对无人机在选择需要访问的后续无人值守传感器节点方法设计了两种传感器节点评价机制。

1) 对传感器子节点的固定评价机制。

根据路径 l_1, l_2 对无人机选择后续传感器子节点的影响,首先提出了一种固定评价机制,即

$$S = \omega_1 l_1 + \omega_2 l_2 \quad (2)$$

式中: S 为无人机在选择子传感器节点时的综合评价指标; l_1 为无人机当前所在节点到可选目标节点的距离; l_2

为目标从某个子节点逃出监控区域的最短路径; ω_1, ω_2 为路径 l_1, l_2 的评价系数,在无人机选择后续节点的全程中均起一定作用,而考虑到目标逃离路径对无人机选择的实际影响,当 ω_2 的值过大时,在运动前期对无人机在后续传感器节点的选择上可能会存在干扰。

2) 对传感器子节点的分段评价机制。

在目标运动的初始阶段:当无人机在道路网前段部分且目标逃离监控区域的距离较远时,目标的逃出路径对无人机选择节点的影响较小,此时以无人机与各个传感器子节点的最短路径 l_1 为主要影响因素;但当目标运动路径靠近出口时,目标的逃出路径 l_2 对无人机评价传感器节点的影响加强,因此将 l_1, l_2 对于无人机评价传感器节点的影响设定成分段影响。为综合考虑无人机从当前传感器节点到达传感器子节点的路程及目标沿传感器子节点路径逃离监控区域对无人机拦截效果的影响,对传感器子节点的评价标准定义为

$$S = \omega_1 l_1 + \omega_2 l_2 \quad \omega_2 = \begin{cases} 0 & l_2 \geq M \\ \omega_2 & l_2 < M \end{cases} \quad (3)$$

式中, M 为路径 l_2 影响无人机评价传感器节点的阈值。

3.4 对移动目标的递归搜索

递归算法节点示意如图 5 所示。

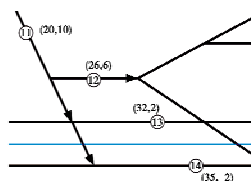


图 5 递归算法节点示意图

Fig. 5 Node diagram of recursive algorithm

无人机根据目标进入起始节点进行跟踪搜索,设当前路径 k 上无人机所在的传感器节点已监测到目标信息,记为节点 p_{kl} ,获取到目标经过的时间为 t_{kl} ,同时无人机到达此节点的时间为 t'_{kl} 。无人机在节点 p_{kl} 处获取到目标信息(表示目标已从此传感器节点经过),则无人机需要对 p_{kl} 的后续节点 $p_{k(l+1)}$ 继续检索(如图 5 节点 11 沿路径上的后续节点分别为 12,13,14,目标经过 11 节点后只能从 12,13,14 节点中的某一个经过),而无人机对于目标选择的后续节点未知,需要通过节点进行检索来判断目标的行动路径。对后续节点进行检索时,根据 3.3 节中对传感器节点的评价,按照其综合评价指标确定对传感器子节点的访问次序,并结合对目标运动位置的估计,选择在未监测到目标的传感器节点处等待目标或检索下一个传感器节点。

对于无人机当前所在传感器节点 p_{kl} ,其沿路径 k 的后续传感器节点 $p_{k(l+1)}$ 存在多个,记为 $p_{k(l+1)m}, m \in \mathbf{N}$,计算传感器节点 p_{kl} 到目标运动后续传感器节点

$p_{k(l+1)}$ 的距离 $d_{kl(l+1)m}, m \in \mathbf{N}$,同时考虑目标从后续传感器节点逃离出监控区域的最短距离 l_2 ,综合考虑两个距离对无人机拦截目标的影响,按照综合评价指标选择子传感器节点 $p_{k(l+1)m}$ 作为下一个检索节点,递归算法节点如图 5 中示例,考虑无人值守传感器子节点 12,13,14 距离传感器父节点 11 的距离,同时考虑目标从子传感器节点 12,13,14 逃出监控区域的距离。当无人机飞抵传感器节点 $p_{k(l+1)m}$ 时,其传感器节点状态或监测到目标或未监测到目标。

根据无人值守传感器节点存在监测到目标或未监测到目标两种状态,分别对应以下两种不同决策。

1) 当无人机到达节点 $p_{k(l+1)m}$,传感器节点存在对目标监测的时间信息时,说明在无人机到达此节点时,目标已经过此传感器节点,则继续检索节点 $p_{k(l+1)m}$ 沿某条路径 k 的后续节点 $p_{k(l+2)m}$ 。

2) 当无人机到达节点 $p_{k(l+1)m}$,传感器节点不存在对目标监测的时间信息时,又有两种可能。无人机到达传感器节点 $p_{k(l+1)m}$ 的时间记为 $t'_{k(l+1)m}$,目标经过 p_{kl} 节点的时间为 t_{kl} 。在目标离开节点 p_{kl} 至无人机到达节点 $p_{k(l+1)m}$ 这段时间内,结合前文中对目标运动速度 $v_{\text{tar_guess}}$ 的估计,可得到对目标运动距离的估计为

$$d_{\text{tar_guess}} = v_{\text{tar_guess}} \times (t'_{k(l+1)m} - t_{kl}) \quad (4)$$

第一种可能:当传感器节点 p_{kl} 与 $p_{k(l+1)m}$ 之间的 $d_{kl(l+1)m}$ 大于 $d_{\text{tar_guess}}$,无人机从传感器节点 p_{kl} 到达 $p_{k(l+1)m}$ 时,目标未到达节点 $p_{k(l+1)m}$ 。此时无人机需要等待目标到来,当等待时间 $t_{\text{UAV_wait}}$ 满足

$$t_{\text{UAV_wait}} = \frac{d_{kl(l+1)m}}{v_{\text{tar_guess}}} + t_{kl} - t'_{k(l+1)m} \quad (5)$$

目标若沿着无人机所在节点 $p_{k(l+1)m}$ 前进,则无人机在等待时间 $t_{\text{UAV_wait}}$ 后将成功拦截目标,若无人机在等待时间 $t_{\text{UAV_wait}}$ 后,仍未有目标经过,则说明目标沿节点 p_{kl} 的其他子节点 $p_{k(l+1)(m+1)}$ 运动,用 $p_{k(l+1)(m+1)}$ 表示目标沿路径 k 运动时第 $l+1$ 同级子节点的第 $m+1$ 节点,不同于第 m 节点。

第二种可能:当传感器节点 p_{kl} 与 $p_{k(l+1)m}$ 之间的 $d_{kl(l+1)m}$ 小于 $d_{\text{tar_guess}}$ 时,目标在理论上已经经过无人机所在节点 $p_{k(l+1)m}$,但传感器并没有监测到目标,说明目标沿着传感器节点 p_{kl} 后续的其他传感器节点运动,则无人机继续检索 $p_{k(l+1)m}$ 同级传感器节点 $p_{k(l+1)(m+1)}$ 。

整个迭代过程为:当无人机在后续传感器节点处获取到对目标的监测时间信息后,将当前所在节点设为 p_{kl} ,继续执行迭代过程,直至无人机成功拦截目标。

为进一步缩短无人机的飞行路程,减少其追捕目标所用的时间,则在利用局部信息对目标位置进行估计的同时,从两个方面对无人机的搜索追踪方案进行

调整,用以提高无人机在交通道路网上对目标的追踪搜索能力。

1) 当无人机到达传感器节点 p_{kl} 时,对目标速度及距离进行估计,也对目标位置做出预测。当对目标和自身位置进行预测时,若无人机在到达传感器 p_{kl} 节点的最近子节点 $p_{k(l+1)m}$ 之前,目标就已逃脱第 $l+1$ 级传感器的全部子节点,则无人机将在第 $l+1$ 级子节点中按无人机飞行路径整体最短原则搜索,前文中是按照传感器之间距离最短原则搜索。

2) 若无人机在传感器节点 p_{kl} 获取到目标的监测信息,并在其 m 个子节点中的前 $m-1$ 个节点未发现目标留下的时间信息,则直接搜索其最后一个子节点子节点。

3.5 算法总体流程概述

算法总体流程如图 6 所示。

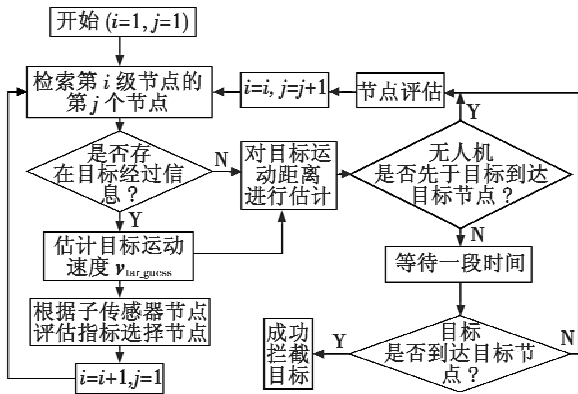


图 6 搜索算法流程图

Fig. 6 Flow chart of search algorithm

在目标逃离监控区域之前,按照搜索流程进行追踪,若在目标逃离之前成功拦截目标,视为拦截成功,若直至目标逃离监控区域还未完成拦截,则视为拦截失败。算法流程有以下 6 步。

1) 对于第 i 级节点的迭代搜索过程,从初始位置 $(i, j=1)$ 开始,检索当前节点是否有目标经过信息。

2) 若当前传感器存在目标经过信息,则根据对传感器子节点的评价指标检索当前节点的下一级 $(i=i+1, j=1)$ 传感器节点,返回 1);若在后续搜索中,有多个传感器节点存在目标信息,则可以估计目标运动速度。

3) 若不存在目标经过信息,则结合目标运动速度对目标的运动距离及位置进行估计。

4) 根据无人机的运动时间,判断在无人机到达此节点时,目标的估计位置是否到达当前节点。

5) 若对目标的估计位置到达或越过当前节点,则检索当前传感器节点的下一个同级节点 $(i=i, j=j+1)$,返回 1);若目标的估计位置未到达目标节点,则无人机选择等待一段时间。

6) 若在等待时间内,目标到达当前节点,则无人机完成拦截任务;若在等待时间内,无人机未到达当前节点,则检索当前传感器节点的下一个同级节点 $(i=i, j=j+1)$,返回 1)。

4 实验仿真与结果分析

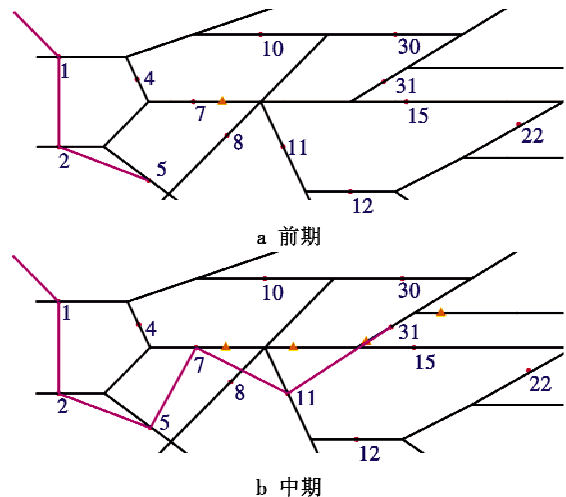
采用蒙特卡罗仿真方法^[14-15]对无人机协同地面无人值守传感器对目标的拦截进行仿真,进行多次实验,并通过无人机对目标的拦截率衡量无人机在某个条件下对目标的拦截能力,拦截率的算式为

$$\theta = \frac{n}{N} * 100\% \quad (6)$$

式中: θ 表示无人机对目标的拦截率; N 表示该条件下的仿真次数; n 表示该条件下的成功拦截次数。

使用 Matlab 软件对目标沿路径运动与无人机协同地面无人值守传感器搜索进行仿真,其中,交通道路网的节点坐标及传感器的位置坐标已知,无人机在抵近传感器节点时获取到目标经过的时间信息,同时目标选择每条子路径的概率相等。以传感器节点及路径节点坐标作为交通道路网上的比例模型,入口节点 3 的坐标为 $(0,0)$,同时设目标的运动速度范围为 $0.8 \sim 1.0$ (本文中均使用相对速度,为坐标系中单位距离与时间的比值)。分固定评价机制和分段评价机制两部分进行实验,每部分都按照对 ω_1, ω_2 的不同取值进行分组,同时每组 ω_1, ω_2 进行多组不同运动速度的实验,速度变化范围设定为 $0.6 \sim 1.8$,变化间隔为 0.1 ,对每个速度值进行 10000 次拦截目标,通过无人机在每个速度下对目标的拦截率衡量对目标的追踪捕获能力。

对于此交通道路网,目标的运动路径组合多种多样,无人机的跟踪路线也随着目标运动路径不同而不同。在实验仿真中,对于某组 ω_1, ω_2 值下无人机协同地面无人值守传感器对目标的搜索单次实验,目标与无人机的运动轨迹如图 7 所示。



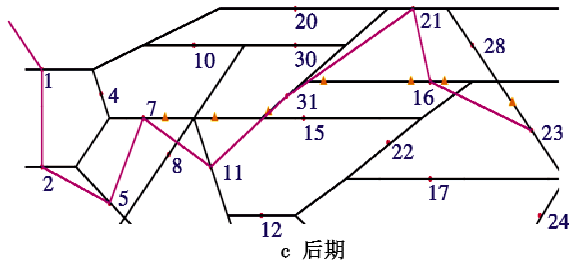


图7 无人机追踪目标过程示意图

Fig.7 The process of target tracking by UAV

如图7a所示,目标从入口传感器节点2出发,无人机从其初始位置分别前往第一级传感器节点1,2,3中进行检索。在传感器节点1处未发现目标经过的信息后,继续往节点2处运动,在节点2中检索到目标经过信息,而后检索该节点的后续子节点。按照传感器节点评价机制选择节点2的后续子节点5,此时目标的位置在节点7后,无人机在节点5未发现目标检索信息,并估计若目标沿节点5运动就已经过节点5,所以判断目标是沿节点7运动的。由此,无人机则向节点5的同级节点7运动,无人机运动路线及目标位置如图7b、图7c所示。经过无人机多次循环迭代搜索,在节点23处,无人机位置运动到目标位置前面,并在节点23处等待一段时间后成功拦截到目标。

通过对无人机协同地面无人值守传感器拦截敌方目标的蒙特卡罗仿真实验,得到在多组不同 ω_1, ω_2 的值时,拦截率随着无人机速度变化而变化的数据值。对于本文所使用道路网模型,无人机应用的搜索方法对目标的追踪拦截能力在一定速度范围内随着速度的增加而增加,在对节点进行评价时,目标从某个传感器节点逃离目标区域的最短路径在对无人机选择某个后续传感器追踪目标时有一定的指导作用, ω_1, ω_2 的值对拦截率也有一定影响,如图8所示。

由图8a可以看出:对于固定评价机制,无人机对目标的拦截率随着无人机运动速度的增加而增加,在速度0.9~1.3范围内,拦截率的变化趋势较快;对于不同的 ω_1, ω_2 ,无人机对目标的拦截率也有不同的仿真结果,当保持 ω_1 的值为1、 ω_2 的值为0.2或0.6时,拦截率在无人机速度达到1.4时接近100%,而在 ω_2 的值为1.0,1.4或1.8时,无人机在同速度下的拦截率大幅下降。而从图8b中可以看出,对于分段评价机制,不同的 ω_1, ω_2 之间变化区分度不大,拦截率随着 ω_2 小幅度上升后又小幅度下降,且拦截率在无人机速度大于1.4时接近100%,相对图8a而言,图8b所体现的拦截能力具有更好的稳定性。对比图8a与图8b可以看出,相对于固定评价机制,分段评价机制在无人机选择节点的过程中更能考虑目标离开传感器节点路

径的实际影响,具有更好的调控效果。

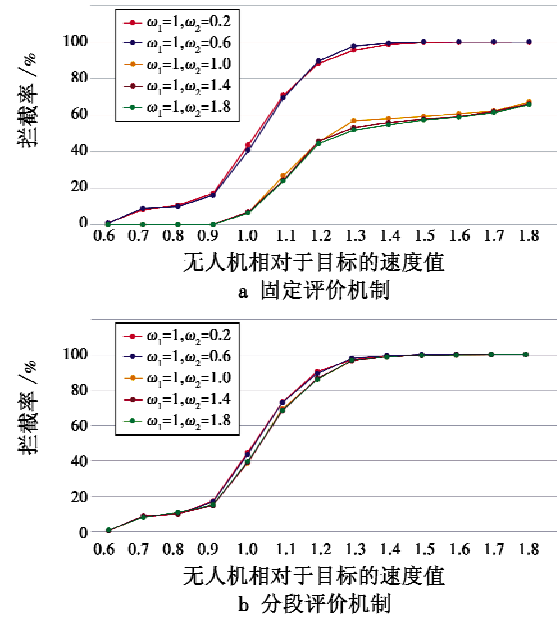


图8 不同机制下无人机对目标的拦截率

Fig.8 Target interception probability of UAV under different conditions

5 结论

本文提出了一种交通道路网络环境下基于局部搜索树的无人机与地面无人值守传感器协同移动目标搜索追踪方法,针对追踪过程中不完全信息条件下的传感器节点访问次序决策问题,设计了节点选择的分段评价机制并对其效果进行了比较和分析。实验结果表明,使用分段评价机制能够有效降低问题求解的复杂度,在目标运动路径及速度不断变化的情况下以较大概率捕获目标,具有较高的实际应用价值。后续研究工作拟增加对交通状况及目标意图等因素的考虑,以及开展分布式无人值守传感器支持下多无人机协同追踪多目标问题的研究。

参考文献

- [1] 蔡明兵,刘晶红,徐芳. 无人机侦察多目标实时定位技术研究[J]. 中国光学,2018,11(5):812-821.
- [2] 吴青坡,周绍磊,尹高扬,等. 多无人机协同区域覆盖搜索算法的改进[J]. 电光与控制,2016,23(1):80-84.
- [3] HU J W, XIE L H, XU J, et al. Multi-agent cooperative target search[J]. Sensors, 2014, 14(6):9408-9428.
- [4] TEACY W T L, JULIER S J, NARDI R D, et al. Observation modelling for vision-based target search by unmanned aerial vehicles[C]//International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2015:1607-1614.

[5] ZHENG J Y, YU H B, ZHENG M, et al. Coordination of multiple mobile robots with limited communication range in pursuit of single mobile target in cluttered environment [J]. Journal of Control Theory & Applications, 2010, 8 (4) :441-446.

[6] 永胜. 无人值守传感器目标分类方法[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(5) :278-281.

[7] 修威国, 唐胜武, 王政, 等. 一种超低功耗无线震动传感器设计[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(2) :84-86.

[8] MA X Y, CHISIU S, KACIMI R, et al. Opportunistic communications in WSN using UAV [C]//The 14th Annual Consumer Communications & Networking Conference, IEEE, 2017. doi:10.1109/CCNC.2017.7983160.

[9] 闵桂龙, 端木京顺, 张冰, 等. 军事后勤中的多目标无人机任务规划[J]. 计算机仿真, 2016, 33(3) :85-89.

[10] 刘丽, 曲珂, 汪涛. 美国空军无人机系统发展综述 [J]. 飞航导弹, 2016(12) :22-27.

[11] KRISHNAMOORTHY K, CASBEER D, PACHTER M. Minimum time UAV pursuit of a moving ground target using partial information [C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems, IEEE, 2015:204-208.

[12] KRISHNAMOORTHY K, CASBEER D, PACHTER M. Pursuit on a graph using partial information [C]//American Control Conference, IEEE, 2015:4269-4275.

[13] KRISHNAMOORTHY K, DARBHA S, KHARGONEKAR P P, et al. Optimal minimax pursuit evasion on a Manhattan grid [C]//American Control Conference, IEEE, 2013:3421-3428.

[14] KOCH K R. Monte Carlo methods [J]. GEM-International Journal on Geomathematics, 2018, 9(1) :117-143.

[15] 季辉, 丁泽军. 双人博弈问题中的蒙特卡洛树搜索算法的改进 [J]. 计算机科学, 2018, 45(1) :140-143.

下 期 要 目

反潜巡逻机磁探仪巡逻搜索研究
 单片式全息波导双色显示优化设计
 基于双树复小波和形态学的红外图像去噪方法
 基于机动预测的强化学习无人机空中格斗研究
 去斜调频步进信号合成原理及应用技术研究
 基于快速尺度空间的无人机影像自适应稳像方法

基于 CSS 角点检测的快速匹配算法
 浮标阵搜潜建模仿真与潜艇逃逸结果分析
 基于 NH-DBNs 的网络空间态势预测
 实时任务下的光纤通道协议芯片设计与实现
 基于 STOLT 算法的毫米波全息二维成像优化
 基于双网络级联卷积神经网络的设计

订 正

由于作者原因, 2018 年第 25 卷第 11 期第 117 页式(5)及前后说明文字更改如下:

LN 晶体的 n_e 和 n_o 分别为 2.154 和 2.233, 所以可以得到

$$\theta = \arcsin \sqrt{(3.19 + m \times 12.76) \times 10^{-6} / l_z} \quad (5)$$

式中: $m = 0, 1, 2, 3, \dots$, 选用 $m = 0$, 实际用的晶体长度为 20 mm, 因此 $\theta \approx 0.72^\circ$ 。