

引用格式:张耀中,姚康佳,郭操.基于 HMM 和信息熵的分布式传感器协同任务规划研究[J].电光与控制,2018,25(12):5-10,15. ZHANG Y Z, YAO K J, GUO C. Distributed sensor task collaborative planning based on HMM and information entropy[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(12):5-10, 15.

基于 HMM 和信息熵的分布式传感器协同任务规划研究

张耀中¹, 姚康佳¹, 郭操²

(1. 西北工业大学电子信息学院, 西安 710129; 2. 沈阳飞机设计研究所, 沈阳 110035)

摘要: 为了研究多平台传感器最优化任务规划问题中的随机性和不确定性因素,以隐马尔可夫模型(HMM)建模思想和信息熵理论为支撑,以平台传感器执行任务的单位损耗所带来的信息增益为目标函数,建立了基于多 HMM 过程的传感器动态规划模型,研究了多 HMM 过程的传感器动态规划执行步骤并进行了仿真。同时研究了在特殊情况下使用多 HMM 过程进行传感器动态调度的相关问题,为多平台传感器最优化任务规划问题的不确定性和随机性因素的建模与分析奠定了基础。

关键词: 动态传感器调度; 任务规划; HMM; 信息熵

中图分类号: TP311.5 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.12.002

Distributed Sensor Task Collaborative Planning Based on HMM and Information Entropy

ZHANG Yao-zhong¹, YAO Kang-jia¹, GUO Cao²

(1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. Shenyang Aircraft Design & Research Institute, Shenyang 110035, China)

Abstract: In order to study the random and uncertainty factors in task planning of multi-platform sensor optimization, the Hidden Markov Model (HMM) modeling theory and the information entropy theory were used to support the unit loss of the task. The information gain brought by the unit loss of the platform sensor was taken as the target function. The dynamic programming model of the sensor based on the multi-HMM process was established, and the steps of dynamic programming for the multi-sensor task planning problem were set and simulated. At the same time, we also discussed the dynamic scheduling of the multiple sensors in special cases using the multi-HMM process, which lays the foundation for the modeling and analysis of the uncertainty and stochastic factors for the multi-platform sensor scheduling optimization problem.

Key words: dynamic sensor scheduling; mission planning; HMM; information entropy

0 引言

随着无人作战平台以及各类机载传感器载荷技术的快速发展,分布式无人平台传感器在战场中发挥越来越重要的作用。但是,分布式多传感器系统由于作战环境的复杂性、地理位置的分散性以及战场活动的不确定性为任务系统的调度带来了挑战。通常战场环境中的各种真实状态都是隐藏的,其真实状态只能通

过各种分布式传感器的观测值推断得来^[1]。隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)作为一种参数化表示的用于描述随机过程统计特性的概率模型,是一个双重随机过程,由两个部分组成:Markov 链和一般随机过程^[2]。由于战场环境中各种真实状态的演化都是隐藏进行的,可以将其看作是一个隐藏的随机过程序列,完全可以从分布式传感器的观察序列中对相应的真实状态进行概率推断,从而寻求战场环境中所隐藏的真实系统状态。

本文针对多无人平台搭载多传感器进行协同任务探测为研究目标,以 HMM 思想和信息熵理论为支撑,以战场环境的不确定性和传感器执行任务的损耗模型为出发点,以单位传感器执行给定任务的损耗所带来的信息增益大小为目标函数建立了基于单链 HMM 和

收稿日期:2017-12-22

修回日期:2018-10-31

基金项目:航空科学基金(2016ZC53031);中央高校基本科研业务费专项资金(3102017jghk02012)

作者简介:张耀中(1974—),男,河南舞阳人,博士,副教授,研究方向为智能化火控原理、综合航电系统建模与仿真、无人机任务规划。

多链 HMM 过程的动态传感器任务规划模型^[3]。同时针对一些特殊情况下的传感器任务调度策略,通过引入风险成本的概念,在保障任务完成的同时能很好地降低使用无人机平台搭载传感器执行任务的风险,为战场环境中不确定性建模和分析奠定了基础。

1 分布式协同传感器规划建模

1.1 变量定义

若一个随机过程演变的将来状态仅依赖于现在时刻,而与过去时刻无关,称该过程为随机 Markov 过程^[4]。在战场态势感知过程中,真实的战场状态通常是隐藏的,只能通过各种类型传感器的观测值进行推断,对应的 Markov 过程就是一个双重随机过程,即 HMM 过程:一个是隐含的状态转移序列,它对应一个单纯的 Markov 过程,另一个是与隐含状态相对应的观测序列^[5]。在战场环境中需要探测的每个任务都可以看作是一个 HMM 过程。

假设任务探测时刻为 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, 系统中有 N 个离散的 HMM 过程, $u(k) \subset \{1, 2, \dots, m\}$ 为 k 时刻可用传感器集合, m 为系统中传感器的数量, 设定一个传感器观测序列对应一个 HMM 过程。定义 k 时刻系统的状态转移概率矩阵为 $A(k)$, 观察概率矩阵为 $B(k)$, 若初始状态的概率分布为 φ , 则 HMM 模型定义为^[6]

$$\Lambda(k) = (A(k), B(k), \varphi) \quad k=1, 2, \dots, K \quad (1)$$

k 时刻 N 个 HMM 过程的状态转移概率集合可以表示为 $A(k) = \{A_1(k), \dots, A_r(k), \dots, A_N(k)\}$, 其中, $A_r(k)$ 表示第 r 个 HMM 过程的状态转移概率矩阵

$$A_r(k) = [a_{ij}(k)] = \{P(x_r(k) = s_{ij} | x_r(k-1) = s_{ii})\} \quad (2)$$

式中, $x_r(k)$ 表示 HMM _{r} 在 k 时刻的隐状态^[7], $x_r(k) \in \{s_{ri} : i=1, 2, \dots, n_r\}$, n_r 为 HMM _{r} 的隐状态数。

同理, k 时刻 N 个 HMM 过程中的观察概率矩阵为

$$B(k) = \{B_1(k), \dots, B_r(k), \dots, B_N(k)\} \quad (3)$$

设定 $y_r(k)$ 为 k 时刻通过传感器探测获取到的观测值, $y_r(k) \in \{O_{r1}(k), \dots, O_{rL(q)}(k)\}$, 由于不同类型传感器的功能特性不同, 因此观察值个数取决于所分配传感器的种类。若 k 时刻没有传感器分配给 HMM _{r} 过程, 那么观察值的集合为 Φ 。定义 $b_{riq}(k)$ 为 k 时刻系统状态 $x_r(k) = s_{ri}$ 时, 分配给 HMM _{r} 的传感器观测到 $O_{ri}(k)$ ($l=1, 2, \dots, L(q)$) 出现的概率, 则

$$B_{riq}(k) = [b_{riq}(k)] =$$

$$[P(y_r(k) = O_{ri}(k) | x_r(k) = s_{ri}, \mu_r(k) = q)] \quad (4)$$

观测值 $y_r(k)$ 取决于 k 时刻分配给 HMM _{r} 的传感器 $\mu_r(k)$ 以及该时刻的隐藏状态 $x_r(k)$ 。在时刻 k , HMM _{r} 所具有的信息集合为 $\{Y_r^{k-1}, U_r^{k-1}\}$, Y_r^{k-1} 和 U_r^{k-1} 分别表示从初始时刻到 $k-1$ 时刻的观测值序列和所分配的传感器序

列, 则

$$\begin{cases} Y_r^{k-1} = \{y_r(1), y_r(2), \dots, y_r(k-1)\} \\ U_r^{k-1} = \{\mu_r(1), \mu_r(2), \dots, \mu_r(k-1)\} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $Y_r^0 = U_r^0 = \Phi$ 。初始状态分布概率记为

$$\varphi_r = [\varphi_{ri} = P(x_r(0) = s_{ri})] \quad i=1, 2, \dots, n_r, r=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

系统中 N 个 HMM 过程的初始状态分布概率矩阵表示为 $\varphi = \{\varphi_1, \dots, \varphi_r, \dots, \varphi_N\}$ 。

若系统中只有一个探测任务, 则对应只有一个 HMM 过程, 此时 $N=1$, 相对应的状态转移概率矩阵和观察概率矩阵以及初始状态分布概率也只有一个, 可视为多链 HMM 过程的一种特殊情况。

1.2 多传感器规划的成本模型

分布式多传感器动态规划问题可以描述为从初始时刻到时刻 K , 基于 $\{Y^{k-1}, U^{k-1}\}_{k=1}^K$ 将 m 个传感器合理地分配给 N 个 HMM 过程, 并使完成任务的传感器使用总成本最低^[7-8], 如图 1 所示。

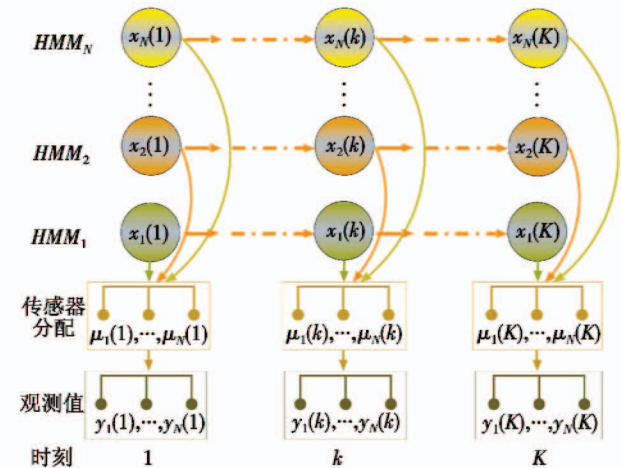


图1 基于 HMM 的传感器规划问题图示

Fig. 1 HMM-based sensor planning

为了便于问题的分析, 引入系统信息状态的概念以描述 N 个 HMM 过程中的随机性, 定义如下

$$\begin{cases} \Pi(k|k-1) = \{\pi_r(k|k-1)_{r=i}^N\}^T \\ \pi_r(k|k-1) = \{\pi_{ri}(k|k-1)_{i=1}^{n_r}\}^T \end{cases} \quad (7)$$

信息状态的意义是在可用信息 $\{Y^{k-1}, U^{k-1}\}_{k=1}^K$ 的基础上, 针对隐状态 $X(k)$ 的预测概率, 其中, $X(k) = \{\underline{x}_r(k)_{r=1}^N\}^T$, $\underline{x}_r(k) = \{s_{ri}(k)_{i=1}^{n_r}\}^T$, 概率表示为

$$\begin{aligned} \Pi(k|k-1) &= P(X(k) | Y^{k-1}, U^{k-1}) = \\ &= P(\underline{x}_r | Y_r^{k-1}, U_r^{k-1})_{r=1}^N \end{aligned} \quad (8)$$

在 k 时刻, HMM _{r} 中传感器的使用总成本可以表示为

$$\begin{aligned} g_{rk}(\mu_r(k), \pi_r(k|k-1)) &= \\ h_{rk}(\mu_r(k), \pi_r(k|k-1)) &+ c_m(\mu_r(k)) \end{aligned} \quad (9)$$

式中; $h_{rk}(\mu_r(k), \pi_r(k|k-1))$ 表示传感器使用成本;

$c_m(\mu_r(k))$ 表示执行任务过程中平台的移动成本。

传感器使用成本定义为

$$h_{rk}(\mu_r(k), \underline{\pi}_r(k|k-1)) = \sum_{i=1}^{n_r} c_{rk}(s_{ri}, \mu_r(k)) \pi_{ri}(k|k-1) = \underline{c}_k^T(\mu_r(k)) \underline{\pi}_r(k|k-1) \quad (10)$$

式中, $\underline{c}_k^T(\mu_r(k)) = \{c_{rk}(s_{ri}, \mu_r(k))\}_{i=1}^{n_r}$ 为传感器 $\mu_r(k)$ 对应于状态 $\{s_{ri}\}_{i=1}^{n_r}$ 的使用成本。而传感器平台移动成本为传感器 $\mu_r(k)$ 从初始位置到达任务地点的路径代价。

$$c_m(\mu_r(k)) = \frac{\sqrt{(a_r - a_{\mu_r(k)})^2 + (b_r - b_{\mu_r(k)})^2}}{v(\mu_r(k))} \quad (11)$$

式中: (a_r, b_r) 和 $(a_{\mu_r(k)}, b_{\mu_r(k)})$ 分别表示 HMM_r 所关联的任务和传感器 $\mu_r(k)$ 的位置坐标; $v(\mu_r(k))$ 为传感器 $\mu_r(k)$ (或所搭载平台) 的移动速度。

1.3 多传感器规划的目标函数

为了解决战场环境中分布式多平台传感器分配问题的不确定性和随机性因素, 将信息熵引入传感器动态规划模型中, 以信息增益和传感器执行任务过程中的成本损耗为切入点, 定义多传感器动态分配过程的目标函数。

假设在 k 时刻, 所有可选的传感器分配方案集合为 $\xi(k)$, 规划模型需要在 $\xi(k)$ 中选择最优的分配方案 $\delta^*(k)$, 以最大化每个传感器损耗单位成本所获取的信息增益, 即最大化不确定性的减少量。本文中采用随机变量 $\underline{\pi}_r(k|k-1)$ 的信息熵 $H(\underline{\pi}_r(k|k-1))$ 来指示其平均不确定性, 也表示它所携带的平均信息量^[2]。当 $\underline{\pi}_r(k|k-1)$ 的某个可能值概率为 1 时, $H(\underline{\pi}_r(k|k-1)) = 0$, 即随机变量的取值是确定的; 当所有的可能值出现的概率相同时, 随机变量 $\underline{\pi}_r(k|k-1)$ 的平均不确定性最大。结合信息状态概率式(7)得到信息状态 $\underline{\pi}_r(k|k-1)$ 的熵表达式为

$$H(\underline{\pi}_r(k|k-1)) = - \sum_{i=1}^{n_r} \pi_{ri}(k|k-1) \lg \pi_{ri}(k|k-1) \quad (12)$$

同理, $\mu_r(k) = q$ 的信息熵为

$$H(\mu_r(k) = q) = - \sum_{i=1}^{L(q)} \left\{ P[y_r(k) = O_{ri}(k) | Y_r^{k-1}, U_r^{k-1}, \mu_r(k) = q] \cdot \lg P[y_r(k) = O_{ri}(k) | Y_r^{k-1}, U_r^{k-1}, \mu_r(k) = q] \right\} \quad (13)$$

利用全概率事件可知, 在 $\{Y_r^{k-1}, U_r^{k-1}\}$, $\mu_r(k) = q$ 的前提下, k 时刻的观测值为 $O_{ri}(k)$ 的概率是所有隐藏状态 $\{s_{ri}\}_{i=1}^{n_r}$ 下观测到 $O_{ri}(k)$ 的概率之和, 即

$$P[y_r(k) = O_{ri}(k) | Y_r^{k-1}, U_r^{k-1}, \mu_r(k) = q] = \sum_{i=1}^{n_r} P[y_r(k) = O_{ri}(k), x_r(k) = s_{ri} | Y_r^{k-1}, U_r^{k-1}, \mu_r(k) = q] =$$

$$\sum_{i=1}^{n_r} P[y_r(k) = O_{ri}(k) | x_r(k) = s_{ri}, \mu_r(k) = q] \cdot \pi_{ri}(k|k-1) = \sum_{i=1}^{n_r} b_{riq}(k) \cdot \pi_{ri}(k|k-1) \quad (14)$$

设随机变量 X 和 Y , 条件熵 $H(X|Y)$ 表示已知 Y 时, X 所具有的平均不确定性, 表达式为

$$H(X|Y) = - \sum_y P(y) \sum_x P(x|y) \lg P(x|y) = - \sum_{xy} P(x,y) \lg P(x|y) \quad (15)$$

式中, $P(x,y)$ 为随机变量 X 和 Y 的联合概率, $P(x,y) = P(y)P(x|y)$, 则 $H(X|Y)$ 可以进一步表示为

$$\begin{cases} H(X|Y) = H(X,Y) - H(Y) \\ H(X,Y) = H(Y) + H(X|Y) = H(X) + H(Y|X) \end{cases} \quad (16)$$

式中, $H(X,Y)$ 为联合熵, 可以理解为熵的分解, 即 X 和 Y 的联合不确定性可以分解为 $X(Y)$ 的不确定性加已知 $X(Y)$ 时 $Y(X)$ 的不确定性^[8-9]。结合条件熵的定义式(15)和全概率公式, $H(X|Y)$ 可表示为当 Y 取所有可能值时的全概率形式。

$$H(X|Y) = \sum_y P(y) H(X|Y=y) \quad (17)$$

因此, 由上式可得

$$H(\mu_r(k) = q | \underline{\pi}_r(k|k-1)) = - \sum_{i=1}^{n_r} \pi_{ri}(k|k-1) \cdot H(\mu_r(k) = q | \pi_{ri}(k|k-1)) = - \sum_{i=1}^{n_r} \pi_{ri}(k|k-1) \cdot \sum_{i=1}^{L(q)} b_{riq}(k) \lg b_{riq}(k) \quad (18)$$

信息增益 (Information Gain, IG) 用以表示已知一个变量后对另一变量不确定性的减少量。当 X 和 Y 相互独立时, IG 为 0; 当一个变量可以完全确定另一变量时, IG 最大, 为 1。由此, 在动态传感器规划模型中的 IG 即 $I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q)$ 可以定义为在已知条件熵 $H(\mu_r(k) = q | \underline{\pi}_r(k|k-1))$ 时, $\mu_r(k) = q$ 的不确定性的减少量, 即存在

$$I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q) = H(\mu_r(k) = q) - H(\mu_r(k) = q | \underline{\pi}_r(k|k-1)) \quad (19)$$

将式(13)、式(14)和式(18)代入式(19), 可以得到最终的信息增益表达式为

$$I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q) = \sum_{i=1}^{n_r} (\pi_{ri}(k|k-1) \cdot \sum_{i=1}^{L(q)} b_{riq}(k) \lg b_{riq}(k)) - \sum_{i=1}^{L(q)} ((\sum_{i=1}^{n_r} b_{riq}(k) \cdot \pi_{ri}(k|k-1)) \cdot \lg (\sum_{i=1}^{n_r} b_{riq}(k) \cdot \pi_{ri}(k|k-1))) \quad (20)$$

任务执行过程中分配给过程 HMM_r 的传感器 $\mu_r(k) = q$ 执行任务时的单位损耗所带来的信息增益量可以表示

$$I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q) \text{ 为 } \frac{I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q)}{g_{rk}(\mu_r(k) = q, \underline{\pi}_r(k|k-1))}, \text{ 令 } \delta_{qr}(k) \text{ 为 } k \text{ 时刻传}$$

传感器的分配矩阵,约束条件设定为最多一个传感器分配给某个 HMM 过程,并且一个传感器在某个时刻只能分配给一个 HMM 过程,不可重复分配。则在 k 时刻的传感器分配优化模型为

$$M = \max \sum_{q=1}^m \sum_{r=1}^N \frac{I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q)}{g_{rk}(\mu_r(k) = q, \underline{\pi}_r(k|k-1))} \cdot \delta_{rq}(k) \quad (21)$$

$$\text{s. t.} \quad \begin{cases} \sum_{q=1}^m \delta_{rq}(k) \leq 1 & r = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{r=1}^N \delta_{rq}(k) = 1 & q = 1, 2, \dots, m \end{cases}$$

1.4 多传感器的最佳任务探测序列

由于战场中的真实状态是隐藏的,其真值只能通过各种传感器的观测值推断而来,战场环境无法实时准确确定,因此选取合适的传感器探测任务序列,能保证对战场环境的全面感知。

对于 HMM 过程和传感器 $\mu_r = q$, 初始的模型参数为 $\lambda_r = (A_r, B_{rq}, \varphi_r)$, 假定观察序列的经验值为 $O_r = (o_r(1), o_r(2), \dots, o_r(k), \dots, o_r(K))$ 。定义变量 $\delta_{rq}(k, i)$ 表示在给定模型参数下,在时刻 k 状态为 s_{ri} 时观察序列为 $o_r(1), o_r(2), \dots, o_r(k)$ 的概率。显然可以得到 $\delta_{rq}(1, i) = \varphi_{ri} b_{ro(1)iq}(1)$ 。

已知 $\delta_{rq}(k, i)$, 获取 $\delta_{rq}(k+1, i)$ 的递推公式为

$$\delta_{rq}(k+1, i) = [\max_j \delta_{rq}(k, j) a_{rj}] b_{ro(k+1)ij}(k+1) \quad (22)$$

利用记忆变量 $\Psi_{rq}(k, i)$ 记录概率最大路径上当前状态的前一个状态。并且根据当前状态以及对下一状态的预测,通过目标函数——单位成本下的信息增益,选择合适的传感器执行目标任务,并且根据执行任务的结果作为下一时间阶段的决策依据。不断进行这一过程,可以得到在不同时刻下用于执行任务的传感器序列,即多传感器的最佳探测任务序列。

1.5 分布式多传感器协同任务规划过程

分布式多传感器动态任务规划过程如图 2 所示。

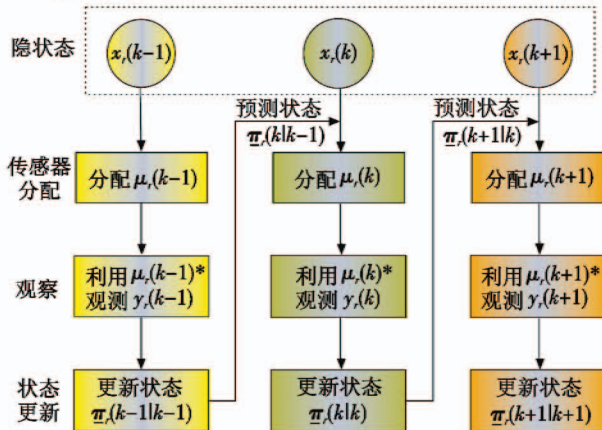


图 2 基于 HMM 的多传感器动态规划过程

Fig. 2 Multi-sensor dynamic programming based on HMM

首先,设定初始的模型参数,所选择的参数可以通过经验值设定,也可以通过 Baum-Welch 算法进行模型参数的重估。针对 k 时刻的 HMM 过程,算法的执行步骤如下所述。

1) 状态预测。根据 $k-1$ 时刻的信息状态 $\underline{\pi}_r(k-1|k-1)$, 预测 k 时刻的信息状态 $\underline{\pi}_r(k|k-1)$, 得到 N 个状态的集合 $\mathbf{II}(k|k-1)$, 状态预测公式为

$$\underline{\pi}_r(k|k-1) = \mathbf{A}_r^T(k) \underline{\pi}_r(k-1|k-1) \quad 1 \leq r \leq N. \quad (23)$$

2) 生成信息增益矩阵。分配给每个 HMM 过程的传感器获取的信息增益值不同,因此,利用式 (20) 分别计算每个传感器 - HMM 过程的单位传感器使用损耗带来的信息增益量,得到 $m \times N$ 的信息增益矩阵为

$$\mathbf{J} = \frac{I_{qr}(\underline{\pi}_r(k|k-1), \mu_r(k) = q)}{g_{rk}(\mu_r(k) = q, \underline{\pi}_r(k|k-1))} \quad (24)$$

3) 传感器分配。通过式 (21) 得到满足约束条件并使目标函数值最大的传感器任务分配矩阵 $\delta^*(k)$ 。

4) 获取观察序列。在 k 时刻,根据分配矩阵 $\delta^*(k)$, 利用分配的传感器任务集合 $\{\mu_r(k)\}_N^N$, 结合观测概率矩阵获取到相应的观测值集合 $\{y_1(k), y_2(k), \dots, y_N(k)\}$ 。

5) 状态更新。基于当前时刻可用信息 $\{Y^{k-1}, U^{k-1}\}$ 和 $\mathbf{II}(k|k-1)$, 求取 k 时刻的信息状态 $\mathbf{II}(k|k) = \{\underline{\pi}_1(k|k), \dots, \underline{\pi}_r(k|k), \dots, \underline{\pi}_N(k|k)\}^T$ 。同时计算 $\pi_{ri}(k|k)$ 。

$$\pi_{ri}(k|k) = \frac{b_{riiq}(k) \pi_{ri}(k|k-1)}{\sum_{j=1}^n b_{rij}(k) \pi_{rj}(k|k-1)} \quad (25)$$

6) 算法迭代。如果 $k = K$, 算法结束,输出最佳的状态转换序列,从而得到战场态势预测结果;否则更新 k 的值为 $k+1$, 转至 1)。

2 特殊情况下的多传感器调度问题

在使用无人机平台搭载传感器执行任务时,由于平台和传感器均存在发生意外的概率,导致无法顺利完成规划的任务,敌方可能对执行任务的无人机平台进行打击。这些突发情况给任务的执行带来极大的不确定性,从而使传感器任务调度更加复杂。

2.1 无人机平台损失时的多传感器调度

在无人机平台执行任务的过程中可能会发生意外,导致无人机平台损失。无人机作为传感器的搭载平台,一旦损失,对应所搭载的传感器同样丢失,无法再次使用。

给定无人机由敌方击毁和非敌方击毁(技术原因坠毁或气象环境原因坠毁)造成的无人机丢失的概率,设定 a 表示敌方击毁无人机的概率, b 表示非敌方击毁造成无人机丢失的概率,可知 $a + b = 1$ 。把无人机丢失之前是否传回目标地点的信息分为两种情况:一

种是无人机传回目标区域的探测信息；另一种是无人机未传回目标区域的探测信息。两种情况对应不同的状态概率分布，使用 S_{state} 表示系统的综合状态更新。

无人机传回目标区域的探测信息为

$$S_{state} = b * D + a * P \quad (26)$$

式中： D 表示无人机的探测数据，即无人机探测所得的目标状态； P 表示指挥官给出的无人机被击毁情况下，待探测区域状态的概率分布； a 表示敌方击毁无人机的概率； b 表示非敌方击毁造成的无人机丢失的概率。

无人机未传回目标区域的探测信息为

$$S_{state} = b * G + a * P \quad (27)$$

式中， G 表示系统的估计状态概率分布值。式(26)、式(27)均用来计算状态更新值。

具体处理过程如图 3 所示。

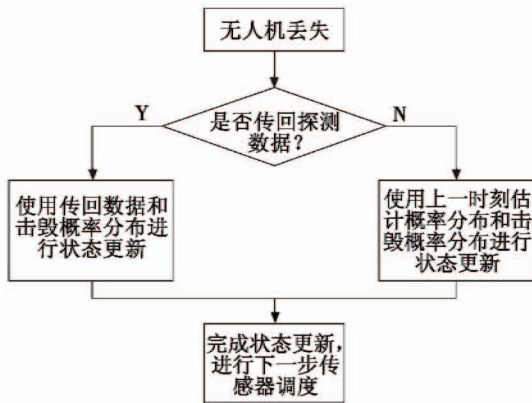


图 3 平台损失情况下的传感器动态规划过程

Fig. 3 Dynamic planning process of sensors under loss of UAV platform

2.2 考虑风险成本的多传感器调度

由于战场环境不同，无人机执行任务所面临的风险大小也不相同。为了减少不必要的无人机资源损失，在实际使用过程中有必要将无人机平台执行任务时的风险成本引入到任务规划中来。

将风险成本与多传感器使用成本和移动成本相结合，从而影响多平台传感器的任务规划过程。将传感器的使用成本与移动成本称为常规成本，使用 u_{cost} 表示；风险成本用 r_{cost} 表示。得到传感器使用总成本 T_{cost} 的表达式为

$$T_{cost} = u_{cost} + k_r * r_{cost} \quad (28)$$

式中，参数 k_r 可用于调节风险成本在任务决策中产生的影响，表示在进行决策时决策者愿意承担的风险大小， k_r 越大表明承担的风险越小，即在进行任务分配时风险成本占决策的比重较大；反之表明可接受的风险越大。

设定风险矩阵 $R = [R_{ij}]$ 为无人机平台在不同状态下的使用风险，在本文中定义风险值为多架该类无人

机平台在该战场状态下执行任务被击毁的无人机在所有无人机中所占的比例。 R_{ij} 是指在状态为 S_i 、无人机平台为无人机 j 时的风险值。风险矩阵可以是指指挥官的经验值所得，也可以是通过真实和模拟实验得到的风险值。定义综合风险为当前状态概率分布下传感器平台的总风险值，用 $z_{fj}(k)$ 表示为

$$z_{fj}(k) = \sum_{i=1}^N R_{ij} * \varphi(k) \quad (29)$$

式中， $\varphi(k)$ 表示当前时刻 (k 表示时刻) 的状态概率分布。

3 仿真案例

设定指挥官要实现 5 个远海无人岛礁的监控，以防止敌方占据岛礁对周围海域构成威胁，有多架无人机平台可以调度，每架无人机平台可以携带不同的传感器载荷，假定同一时刻每个待监控的岛礁只能派出一架无人机平台去执行任务。采用 HMM 算法模型启动传感器动态任务规划过程，设定平台传感器的使用损耗、位置和速度以及各个 HMM 过程所关联的任务等初始属性信息，为了便于算法求解，假定系统中的所有 HMM 过程均采用统一的状态划分，并且观察值的数目相同。对不同目标岛礁的状态划分如表 1 所示。

表 1 岛礁观测状态

Table 1 Observation states of island reef

状态	描述
S_1	岛礁一切正常，无敌方活动痕迹
S_2	岛礁有轻微敌方活动痕迹，有少量敌方人员登岛
S_3	岛礁有较多敌方活动痕迹，但未发现敌方进行货物囤积、武器安放，以及长期将岛礁作为依附地的迹象
S_4	岛礁有严重敌方活动痕迹，有大量敌方人员出现，且有对小岛的改造活动，显示敌方有将小岛作为依附地的迹象

指挥官决定每周对 5 个岛礁进行一次任务探测，并且依据历史数据获取得到岛礁不同状态之间的转移概率。具体参数如下所示。

不同任务对应的状态转移概率矩阵为：

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.7 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.7 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.7 \end{bmatrix}; A_2 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.1333 & 0.1333 & 0.1333 \\ 0.1 & 0.7 & 0.1 & 0.1 \\ 0 & 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.3 & 0 & 0 & 0.7 \end{bmatrix};$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.1333 & 0.1333 & 0.1333 \\ 0 & 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.7 & 0.1 \\ 0.1 & 0 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}; A_4 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.1333 & 0.1333 & 0.1333 \\ 0.2 & 0.7 & 0.1 & 0 \\ 0.1 & 0.1 & 0.7 & 0.1 \\ 0.2 & 0 & 0.1 & 0.7 \end{bmatrix};$$

$$A_5 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.2 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.5 & 0.3 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.7 & 0.1 \\ 0 & 0.1 & 0.2 & 0.7 \end{bmatrix}。$$

相应 HMM 过程的初始状态概率分布如表 2 所示。

表 2 不同 HMM 过程的初始状态转移概率

Table 2 The initial state transition probability of different HMM processes

HMM 过程	状态			
	S_1	S_2	S_3	S_4
HMM_1	0.7	0.2	0.1	0
HMM_2	0	0.2	0.1	0.7
HMM_3	0	0.2	0.8	0
HMM_4	0	0	0.1	0.9
HMM_5	0	0.1	0.8	0.1

3.1 多平台传感器调度仿真

假定使用 6 个无人机平台执行对上述任务场景的探测任务,并且无人机平台传感器的探测概率矩阵为

$$B = \begin{bmatrix} 0.35 & 0.3 & 0.6 & 0.1 & 0.2 & 0.05 \\ 0.15 & 0.2 & 0.1333 & 0.2 & 0.7 & 0.35 \\ 0.25 & 0.4 & 0.1333 & 0.6 & 0.1 & 0.15 \\ 0.25 & 0.1 & 0.1333 & 0.1 & 0.3 & 0.45 \end{bmatrix}, \text{无人机}$$

平台的速度向量为 $v = [350 \ 500 \ 450 \ 400 \ 530 \ 480]$, 单位 km/h,各个目标岛礁的任务路程向量为 $s = [300 \ 360 \ 400 \ 450 \ 500]$,单位 km。

由以上仿真场景设定,可以计算出在不同时刻最佳的传感器任务调度序列,其中 6 个周期的任务调度序列如表 3 所示。

表 3 不同岛礁不同时刻的平台传感器规划结果

Table 3 Platform sensor planning results of different islands and reefs at different time

时间周期	HMM 过程				
	HMM_1	HMM_2	HMM_3	HMM_4	HMM_5
$k=1$	6	3	1	2	4
$k=2$	3	6	2	4	1
$k=3$	6	3	1	2	4
$k=4$	3	6	2	1	4
$k=5$	6	3	2	1	5
$k=6$	3	6	1	2	4

表 3 中针对每个平台传感器的不同性能和探测任务需求,给出了 6 个时间周期($k=1,2,\dots,6,k$ 表示时间周期)的平台传感器调度使用方案,每个岛礁对应一个 HMM 过程,表 3 中的数字表示对应时刻对每个 HMM 过程所调度无人机平台的序号。

3.2 考虑风险成本的多平台传感器调度仿真

在考虑无人机执行任务时的风险情况下,设定当前有 9 个无人机平台可供调度,分别标号为无人机 1, 2, ..., 9, 对上述设定的任务场景执行探测任务,给定 9 个无人机平台传感器的探测概率矩阵 B 为

$$B = \begin{bmatrix} 0.35 & 0.30 & 0.60 & 0.1 & 0.2 & 0.05 & 0.10 & 0.25 & 0.30 \\ 0.15 & 0.20 & 0.133 & 0.2 & 0.7 & 0.35 & 0.25 & 0.25 & 0.10 \\ 0.25 & 0.40 & 0.133 & 0.6 & 0.1 & 0.15 & 0.50 & 0.25 & 0.15 \\ 0.25 & 0.10 & 0.133 & 0.1 & 0.3 & 0.45 & 0.15 & 0.25 & 0.45 \end{bmatrix},$$

给定系统中的平台使用风险矩阵 R 为

$$R = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.02 & 0.03 & 0.02 & 0.04 & 0.03 & 0.01 & 0.02 & 0.03 \\ 0.05 & 0.08 & 0.10 & 0.09 & 0.09 & 0.15 & 0.08 & 0.07 & 0.06 \\ 0.25 & 0.45 & 0.50 & 0.40 & 0.38 & 0.55 & 0.20 & 0.21 & 0.25 \\ 0.40 & 0.80 & 0.65 & 0.85 & 0.70 & 0.85 & 0.60 & 0.55 & 0.45 \end{bmatrix},$$

无人机平台的速度向量为 $V = [350 \ 500 \ 450 \ 400 \ 530 \ 480 \ 590 \ 600 \ 700]$, 单位 km/h,各个目标岛礁的任务路程向量为 $s = [300 \ 360 \ 400 \ 450 \ 500]$, 单位 km。

设定风险成本调节参数 $k_r = 0.4$, 仿真得到时刻 1 到时刻 6 ($k=1,2,\dots,6,k$ 表示时间周期)的无人机任务调度序列(用无人机的编号标示)。为了便于分析对比,将每个时刻前往所有目标地点执行任务的无人机平台的综合风险值之和称为本次调度的任务风险,使用 $F(k)$ 表示,算式为

$$F(k) = \sum_{i=1}^s z f_i(k). \quad (30)$$

仿真中针对是否考虑无人机平台执行任务时的风险成本进行了对比分析,仿真结果如表 4 ~ 表 6 所示。

表 4 不考虑风险成本时的平台传感器规划结果

Table 4 Platform sensor planning results without risk costs

时间周期	HMM 过程				
	HMM_1	HMM_2	HMM_3	HMM_4	HMM_5
$k=1$	9	8	3	7	6
$k=2$	9	8	6	7	3
$k=3$	8	9	3	6	7
$k=4$	9	8	7	6	3
$k=5$	9	8	3	7	6
$k=6$	9	8	6	7	3

表 5 考虑风险成本时的平台传感器规划结果

Table 5 Platform sensor planning results considering risk costs

时间周期	HMM 过程				
	HMM_1	HMM_2	HMM_3	HMM_4	HMM_5
$k=1$	9	8	7	3	1
$k=2$	9	8	7	6	1
$k=3$	9	8	1	7	3
$k=4$	8	9	7	1	6
$k=5$	9	8	7	1	3
$k=6$	9	8	7	1	3

表 6 不同时刻两种决策方法的风险比较

Table 6 Risk comparison of two decision methods at different time

时刻	引入风险成本 单次任务风险	未引入风险成本 单次任务风险
1	1.361	1.739
2	1.275	1.576
3	1.306	1.571
4	1.286	1.610
5	1.307	1.591
6	1.256	1.545

(下转第 15 页)

子数越多,平均量子效率变高,光电转换比变高,噪声产生的光电子数变大,导致串扰概率增加;而曝光时间越长,收集光背景噪声光电子数的增幅大于目标光电子数的增幅,导致了探测系统成像串扰概率随曝光时间的增大而增加。因此,为了提高系统探测概率,避免串扰引起成像性能的降低,光学系统参数在满足一定要求的情况下不可设置过大,而当光学系统参数根据环境设置合理时,成像串扰概率可以降低到 0.05 以下。

4 结束语

本文分析了强辐射背景下光电成像探测性能计算方法,依据空间目标辐射特性,建立了光电探测灵敏度、信噪比以及探测串扰概率模型,分析了实际探测过程中影响探测性能的因素;通过计算分析分别给出了目标辐射特性对探测能力影响变化曲线,信号处理与光谱滤波技术对探测能力影响变化曲线,以及光学参数对探测能力影响变化曲线,验证了理论分析的合理性,为光电探测性能的改善提供了有效的理论依据。

参考文献

- [1] LI H S. Detection distance calculation model of flying target and atmospheric influence analysis [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2017, 129:248-255.
- [2] LI H S, LEI Z Y. Study and analysis on a new optical de-

tection design method for photoelectric detection target [J]. *Sensor Review*, 2013, 33(4):315-322.

- [3] LI H S. Target infrared radiation calculation model and method based on finite element analysis method in infrared photoelectric detection system [J]. *Sensor Review*, 2017, 37(1):26-32.
- [4] LI H S. Space target optical characteristic calculation model and method in the photoelectric detection target [J]. *Applied Optics*, 2016, 55(13):3689-3694.
- [5] 赵慧洁,谷建荣,籍征,等. 红外多光谱技术在昼夜交替时段探测的应用[J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(2):84-90.
- [6] 杨帆,宣益民,韩玉阁. 空间目标红外地基探测的信噪比分析[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(11):2879-2885.
- [7] 王建立. 空间目标地基光电探测与识别技术的发展[J]. *飞行器测控学报*, 2015, 34(6):489-499.
- [8] 陈超,杨鸿儒,吴磊,等. 水下目标光电探测技术及其进展[J]. *应用光学*, 2011, 32(6):1059-1066.
- [9] 谭碧涛,陈洪斌,王群书,等. 光电系统对空间目标探测能力综合评估方法[J]. *强激光与粒子束*, 2014, 26(1):011013-1-011013-6.
- [10] 李振伟. 空间目标光电观测技术研究[D]. 北京:中国科学院研究生院, 2014.
- [11] 朱炳利. 基于 CCD 的超快光电探测方法研究[D]. 北京:中国科学院研究生院, 2012.
- [12] 吴庆川. 高分辨率整层大气透过率直接测量技术研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2017.

(上接第 10 页)

仿真结果表明,引入无人机平台的使用风险成本对任务执行成本进行扩展,在很好地进行传感器调度的同时能减小无人机平台的使用风险,有利于提高无人机执行任务时的生存力。

4 总结

本文以多平台传感器最优任务规划为目标,结合隐马尔可夫建模理论,建立了基于信息熵理论的传感器调度决策模型,从而使针对特定任务的多平台传感器调度使用的成本最优化。在此基础上,研究了在一些特殊情况下的传感器动态调度策略,为减少无人机平台的使用风险,提出了包含风险成本在内的扩展任务成本的概念,并基于此进行了无人机平台传感器的任务调度仿真。仿真结果表明,通过对传感器平台的优化调度,可以在平台使用风险最低的情况下达到多传感器平台的调度成本最优化目标,从而为战场环境中不确定性建模和分析奠定了基础。

参考文献

- [1] DAMARLA T. Hidden Markov model as a framework for

situational awareness [C]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008:676-682.

- [2] 阳东升. 指挥控制组织设计方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2010.
- [3] AN W, SINGH S, PATTIPATI K, et al. Dynamic scheduling of multiple hidden Markov model-based sensors [J]. *Journal of Advances in Information Fusion*, 2008, 3(1):33-49.
- [4] BOUSSEMART Y, FARGEAS J L, CUMMINGS M L, et al. Comparing learning techniques for hidden Markov models of human supervisory control behavior [C]//AIAA Infotech@ Aerospace Conference, 2009:1-13.
- [5] 吴漫君. 基于隐马尔可夫模型的股价走势预测[D]. 广州:华南理工大学, 2011.
- [6] PAK C. Near real-time risk assessment using hidden Markov models [D]. Fort Lauderdale: Nova Southeastern University, 2011.
- [7] 吕迎迎. 空天地信息网络下协同作战指挥控制组织设计研究[D]. 西安:西北工业大学, 2013.
- [8] AN W. Hidden Markov model-based formulations of sensor scheduling in dynamic environments [M]. Ann Arbor: ProQuest Dissertations & Theses, 2011.
- [9] 王志堂,蔡淋波. 隐马尔可夫模型(HMM)及其应用[J]. *湖南科技学院学报*, 2009, 30(4):42-44.