

文章编号: 1000-8152(2012)09-1186-07

基于传感器多模式调度的智能目标跟踪算法

杨海燕^{1,2}, 尤政¹, 王琳³

(1. 清华大学 精密仪器与机械学系, 北京 100084;

2. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038; 3. 总参陆航研究所, 北京 101121)

摘要: 智能目标具有反跟踪的特性, 其运动状态的改变与跟踪传感器的工作模式相关。为了实现对智能目标的有效跟踪, 文中提出一种基于传感器多模式调度的交互多模型跟踪算法。首先, 为智能目标构建混合多模型集, 描述其与传感器模式相关的智能运动特性; 其次, 提出一种传感器多模式调度策略, 综合考虑了一步预测的目标跟踪误差、二步预测的目标运动趋势误差以及传感器模式的辐射代价3方面因素, 据此构建传感器多模式调度的目标函数; 最后, 将传感器多模式调度与交互多模型跟踪算法相结合, 通过“模式调度→交互跟踪→模式调度”的闭环结构, 提高了对智能目标跟踪的自适应性。仿真结果表明, 与选择固定传感器模式的方法和基于近视策略的传感器模式调度方法相比, 文中方法实现了对智能目标的持续精确跟踪。

关键词: 智能目标; 目标跟踪; 传感器多模式调度; 交互多模型跟踪算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Smart target tracking algorithm based on multi-mode sensor scheduling

YANG Hai-yan^{1,2}, YOU Zheng¹, WANG Lin³

(1. Department of Precision Instruments and Mechanology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. The Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China;

3. Army Aviation Research Institute, Beijing 101121, China)

Abstract: The smart target has anti-tracking characteristics. If the operating mode of the sensor for tracking the smart target is changed, the smart target modifies its motion state accordingly. An interacting multiple-model tracking algorithm based on multi-mode sensor scheduling is proposed for effectively tracking a smart target. Firstly, the motion of the smart target is modeled by the hybrid multiple models to describe its intelligent motion characteristics related to sensor modes. Secondly, based on the target-tracking error in one-step ahead, target motion-trend errors in two-step ahead, and the radiation cost of sensor mode, a multi-mode sensor scheduling strategy is proposed, and for which the object functions are built. Finally, the multi-mode sensor scheduling strategy and the interactive multiple model tracking algorithm are combined to form a cyclic closed-loop from sensor scheduling to interacting tracking and back to sensor scheduling. This closed-loop operation effectively increases the adaptability in tracking a smart target. When compared with a fixed-mode sensor scheduling strategy or a multi-mode sensor scheduling with myopic policy, we find in simulations this sensor scheduling strategy is with higher accuracies in continuously tracking smart targets.

Key words: smart target; target tracking; multi-mode sensor scheduling; interacting multiple models tracking algorithm

1 引言(Introduction)

随着自主目标识别装置和技术的发展, 作战目标越发具有智能性, 自身装备有探测和识别装置, 能够感知外界的主动探测行为, 并相应改变自身运动模式, 达到反探测反跟踪的目的。这类目标统称为智能目标(smart target), 如美国的爱国者防空导弹、陶式反坦克导弹、亚瑟王神剑弹等都属于智能目标^[1-2]。最近几场局部战争中, 充分显示了智能目标在战争中的广泛应用与毁伤效能, 在未来战争中智能目标肯定将发挥重要的作用。

与跟踪常规目标相比, 跟踪智能目标的挑战是目标的运动状态与传感器的工作模式是相关的。例如

若采用主动模式的雷达去跟踪目标, 由于雷达工作过程需发射电磁波, 目标装备的探测装置便可以探测到雷达波, 从而改变自身运动状态, 如出现机动运动、逃逸运动或隐身等, 使雷达后续跟踪越发困难; 但若采用被动模式传感器跟踪目标, 如红外传感器, 工作时只被动接收目标的热辐射能量, 不向外界辐射任何能量, 这时目标根本感觉不到被跟踪, 所以目标有理由继续维持原有运动形式, 甚至会转变为更利于传感器跟踪的运动形式。可见, 传感器不同工作模式下辐射能量的大小直接影响传感器的观测隐蔽性, 是智能目标运动状态改变的驱动因素。此外, 传感器不同工作模式下对目标的跟踪精度也是不同

的。那么,对智能目标有效跟踪就面临一个问题:需要通过权衡传感器不同工作模式下的跟踪精度和观测隐蔽性,以实现对跟踪传感器工作模式的调度,并在此基础上获得对智能目标的持续精确跟踪。

目前对传感器多模式调度的研究有两种策略:近视(myopic policy)和远视(non-myopic policy)。近视策略下的传感器管理以当前时刻收益最大为目标,常用的方法有基于协方差控制的方法^[3-5]、基于最大信息增益的方法^[6-7]、基于任务驱动的方法^[8]等,这些方法计算量小,实时性强,但未考虑下一时刻目标运动模式的改变对跟踪性能的影响,因此仅适用于跟踪常规目标;远视策略是在充分考虑目标的长期跟踪效果,选择传感器模式来获取最大的长期(多步)回报,常用的方法有动态规划^[9-10]、马尔可夫决策^[11-13]、部分可观察马尔可夫决策^[14]、Q学习^[15]等。与近似策略相比,远视策略尽管可以在较长时间内获得更好的跟踪性能,但由于对未来长时间范围的预测,使得算法对模型误差变得非常敏感,同时也面临方案组合爆炸、计算量巨大、实时性差的问题,不能满足对智能目标的持续跟踪的需求。

针对上述问题,本文首先提出一种传感器模式调度策略,该策略权衡考虑了不同模式下传感器的辐射代价和对目标的跟踪性能,尤其在对跟踪性能评估时,借鉴了远视策略的思想,不仅一步预测了目标当前的跟踪误差,而且预测了下一步(二步预测)目标运动趋势变化引入的跟踪误差;然后将传感器多模式调度与交互多模型跟踪算法相结合,实现了对具有多变运动状态的智能目标的持续精确跟踪,即形成了基于传感器多模式调度的交互多模型跟踪算法,简写为IMMTA-MMSS(interacting multiple models tracking algorithm based multi-mode sensor scheduling)。

2 系统模型(System model)

2.1 智能目标的动态模型(Dynamic model of smart target)

智能目标的运动特性用一个混合模型集 $M = \{m_i\} (i = 1, 2, \dots, q)$ 来描述,每个模型 m_i 对应于目标的一种可能运动状态, q 为模型的数目。目标在 k 时刻的状态估计 $x(k)$ 就是由 q 个目标模型依其后验概率 $\mu_i(k)$ 进行加权混合。目标状态的混合模型为

$$x(k) = F^{m_i}(k)x(k-1) + G^{m_i}(k)\omega^{m_i}(k), \quad (1)$$

式中: $F^{m_i}(k)$ 为状态转移矩阵, $G^{m_i}(k)$ 为控制矩阵,过程噪声 $\omega^{m_i}(k)$ 服从均值为零、方差为 Q^i 的高斯分布。

设模型间的跳变规律服从转移概率为 $p_{ij} = P(m_j|k|m_i(k-1)) (i, j = 1, 2, \dots, q)$ 的马尔可夫链,则模型转移矩阵用 $\phi = \{p_{ij}\}$ 描述。

智能目标的智能性体现在它对不同传感器模式具有不同的模型转移矩阵 ϕ 。设传感器模式集合为 $D = \{d^r\} (r = 1, 2, \dots, n)$, n 为模式的数目,则智能目标对所有传感器模式的模型转移矩阵集合为 $\Phi = \{\phi_r\}$,它描述了智能目标运动状态随传感器模式的改变而改变的智能性。

2.2 多模式传感器的观测模型(Observation model of multi-mode sensor)

设 k 时刻传感器的位置为 (b_x, b_y) ,测量数据为 $z^r(k) = \{z_i^r(k)\} (i = 1, 2, \dots, q, r = 1, 2, \dots, n)$ 。多模式传感器对由混合多模型描述的智能目标的测量方程为

$$z_i^r(k) = h^r(x_i(k), v^r(k), (b_x, b_y)), \quad (2)$$

式中: $z_i^r(k)$ 为传感器模式 d^r 下对智能目标的第 i 个运动模型的测量数据; $h^r(\cdot)$ 为测量函数,非线性时, $H^r(k)$ 是 $h^r(\cdot)$ 的Jacobian矩阵;测量噪声 $v^r(k)$ 服从均值为零、方差为 R_r 的高斯分布。

3 传感器多模式调度(Multi-mode sensor scheduling, MMSS)

传感器不同工作模式下具有不同的目标跟踪精度和观测隐蔽性,而观测隐蔽性是智能目标运动状态改变的驱动因素,影响对目标的后续跟踪,因此对传感器多模式进行调度是智能目标跟踪的基础。

传感器多模式调度的策略是对传感器不同工作模式下的跟踪性能和观测隐蔽性进行权衡。其中,对跟踪性能评估时,结合了近视和远视策略思想,在一步预测当前跟踪误差的基础上,对下一时刻目标运动趋势进行预测,并计算由此产生的跟踪误差,以两者之和评估总跟踪性能;传感器模式的观测隐蔽性用辐射代价来描述,若辐射能量大,则辐射代价大,观测隐蔽性差。

因此本文提出的传感器多模式调度目标函数由3部分组成:

1) 一步预测 k 时刻的跟踪误差 $E_1(k, d^r)$ 。

跟踪误差用传感器模式 d^r 在 $k-1$ 时刻对智能目标一步预测的 k 时刻估计协方差 P^r 来描述,即智能目标所有模型的估计协方差 P_i^r 依概率 $\mu_i^r(k)$ 加权求和的迹,数学表示为

$$E_1(k, d^r) = \text{tr}(P^r) = \text{tr}\left(\sum_{i=1}^q \mu_i^r(k) P_i^r(k)\right), \quad (3)$$

式中: r 为传感器模式的序号, i 为目标模型的序号。

2) 二步预测 $k+1$ 时刻的趋势误差 $E_2(k, d^r)$ 。

在目标跟踪过程中,目标运动状态是否发生变化完全可以由测量新息反映,因此 $k+1$ 时刻目标的运动趋势用归一化新息平方变量 $f_i^r(k+1)$ 表示:

$$f_i^r(k+1) = V_i^r(k+1)^T [S_i^r(k+1)]^{-1} V_i^r(k+1), \quad (4)$$

式中 $V_i^r(k+1), S_i^r(k+1)$ 分别表示传感器模式 d^r 下的测量新息及新息协方差。

$f_i^r(k+1)$ 越小表明在传感器模式 d^r 下智能目标采用模型 m_i 运动的趋势愈大, 则模型 m_i 后验概率 $\mu_i(k+1)$ 越大, 对目标状态估计的贡献越大。将具有最大模型后验概率的模型定义为目标权重模型 m_{i^*} , 数学描述为

$$m_{i^*}(k) = \arg \max_{m_i(k) \in M} \{\mu_i(k)\}. \quad (5)$$

$k+1$ 时刻传感器模式 d^r 对目标各模型 m_i 的跟踪性能在 EKF 信息滤波中表示为

$$\begin{aligned} [P_i^r(k+1)]^{-1} &= \\ [P_i^r(k+1|k)]^{-1} + H^r(k)^T R_r^{-1} H^r(k). \end{aligned} \quad (6)$$

从式(6)中可以看出目标的跟踪性能由两方面因素决定, 一方面源于目标模型的预测协方差, 另一方面源于传感器模式的测量增益。因此, 用 $k+1$ 时刻目标权重模型 $m_{i^*}(k+1)$ 的预测协方差 $P_{i^*}^r(k+1|k)$ 来描述由目标运动趋势引入的跟踪误差, 并定义 $P_{i^*}^r(k+1|k)$ 的迹为趋势误差, 数学描述为

$$\left\{ \begin{array}{l} E_2(k, d^r) = \text{tr}(P_{i^*}^r(k+1|k)), \\ \text{s.t. } i^* = \arg \min_{m_i \in M(k)} \{\text{tr}(f_i^r(k+1))\}. \end{array} \right. \quad (7)$$

3) 传感器各模式在 k 时刻的辐射代价 $E_3(k, d^r)$ 。

由于智能目标的后续运动与传感器模式的选择是相关的, 隐蔽性观测有利于对目标的持续精确跟踪, 因此应尽量减少 $E_3(k, d^r)$ 的值。

综上所述, 采用系数加权的方法构建传感器多模式调度目标函数为

$$\left\{ \begin{array}{l} d^{\text{opt}}(k) = \\ \arg \min_{d^r \in D} \{\lambda_1 E_1(k, d^r) + \lambda_2 E_2(k, d^r) + \\ \lambda_3 E_3(k, d^r)\}, \\ \text{s.t. } \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1, \end{array} \right. \quad (8)$$

式中: $d^{\text{opt}}(k)$ 是 k 时刻最优的传感器工作模式, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为加权系数。

目标函数中传感器不同模式下对智能目标的跟踪误差 $E_1(k, d^r)$ 、趋势误差 $E_2(k, d^r)$, 需要通过交互多模型跟踪算法进行递归计算。

4 交互多模型跟踪算法(Interacting multiple models tracking algorithm, IMMTA)

IMMTA^[16-17] 的核心思想是用混合模型描述目标在每时刻的运动, 目标状态的估计由多个模型依其对于当前测量数据的后验概率进行加权求和获得, 因此是目前对机动目标跟踪的最有效的方法, 不仅能获得很好的跟踪性能, 而且降低了计算的复杂性和成本。

1) 模型交互计算.

计算各模型混合条件概率 $\mu_{i|j}(k-1)$ 和滤波初始输入 $(x_j^0(k-1), P_j^0(k-1))$, $i, j = 1, 2, \dots, q$.

$$\mu_{i|j}(k-1) = \frac{p_{ij}\mu_i(k-1)}{\bar{c}_j}, \quad \bar{c}_j = \sum_{i=1}^q p_{ij}\mu_i(k-1), \quad (9)$$

$$x_j^0(k-1) = \sum_{i=1}^q \mu_{i|j}(k-1)x_i(k-1), \quad (10)$$

$$\begin{aligned} P_j^0(k-1) &= \\ \sum_{i=1}^q \mu_{i|j}(k-1) \{P_i(k-1) &+ [x_i(k-1) - \\ x_j^0(k-1)][x_i(k-1) - x_j^0(k-1)]^T\}. \end{aligned} \quad (11)$$

2) 模型EKF滤波.

在传感器模式 d^r 下, 计算各模型的后验概率 $\mu_j^r(k)$ 和滤波输出 $(x_j^r(k), P_j^r(k))$.

$$x_j(k|k-1) = F^j(k)x_j^0(k-1), \quad (12)$$

$$\begin{aligned} P_j(k|k-1) &= \\ F^j(k)P_j^0(k-1)F^j(k)^T &+ \\ G^j(k)Q_j(k-1)G^j(k)^T, \end{aligned} \quad (13)$$

$$H_j^r(k) = \frac{\partial h^r}{\partial x_j}|_{x_j(k|k-1)}, \quad r = 1, 2, \dots, n, \quad (14)$$

$$V_j^r(k) = z^r(k) - h^r(x_j(k|k-1)), \quad (15)$$

$$S_j^r(k) = H_j^r(k)P_j(k|k-1)H_j^r(k)^T + R_r, \quad (16)$$

$$\begin{aligned} A_j^r(k) &= N(z^r(k); V_j^r(k), S_j^r(k)) = \\ \exp\{-0.5V_j^r(k)^T[S_j^r(k)]^{-1}V_j^r(k)\} &/(2\pi)^{a/2} \det(S_j^r(k)), \end{aligned} \quad (17)$$

式中 a 为测量维数。

$$\mu_j^r(k) = A_j^r(k)\bar{c}_j / \sum_{j=1}^q A_j^r(k)\bar{c}_j, \quad (18)$$

$$K_j^r(k) = P_j(k|k-1)H_j^r(k)^T S_j^r(k), \quad (19)$$

$$x_j^r(k) = x_j(k|k-1) + K_j^r(k)V_j^r(k), \quad (20)$$

$$P_j^r(k) = P_j(k|k-1) - K_j^r(k)S_j^r(k)K_j^r(k)^T. \quad (21)$$

3) 状态组合估计.

基于传感器多模式调度算法确定出 k 时刻最优传感器模式 d^{opt} , 根据智能目标的各模型在 d^{opt} 模式下的后验概率及滤波输出进行加权求和, 从而确定了 k 时刻智能目标的状态估计 $(x(k), P(k))$.

$$x(k) = \sum_{j=1}^q \mu_j^{\text{opt}}(k)x_j^{\text{opt}}(k), \quad (22)$$

$$\begin{aligned} P(k) &= \\ \sum_{j=1}^q \mu_j^{\text{opt}}(k) \{P_j^{\text{opt}}(k) &+ \\ [x_j^{\text{opt}}(k) - x(k)][x_j^{\text{opt}}(k) - x(k)]^T\}. \end{aligned} \quad (23)$$

5 IMMTA-MMSS计算步骤(Steps of IMMTA-MMSS)

将传感器多模式调度策略与交互多模型跟踪算法相结合, 形成IMMTA-MMSS。通过“模式调度→交互跟踪→模式调度”的闭环结构, 提高了对智能目标跟踪的自适应性。IMMTA-MMSS的计算步骤如下:

步骤1 初始化设置: 目标混合模型数目为 q , 传感器工作模式数目为 n , 模型转移矩阵集合 Φ ; 目标初始状态 $x(0), P(0)$ 及各模型的过程噪声方差 Q_j 和初始概率 $\mu_j(0)$; 传感器各模式的测量噪声方差 R_r 和辐射代价 C_r ; 加权系数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 仿真时间 K ;

步骤2 根据式(9)–(21)及式(3)计算 k 时刻传感器模式 d^r 下对智能目标的一步预测跟踪误差 $E_1(k, d^r)$;

步骤3 根据式(8)–(16)及式(4)计算 $k+1$ 时刻传感器模式 d^r 下智能目标的运动趋势 $f_i^r(k+1)$;

步骤4 根据式(7)求取 $k+1$ 时刻传感器模式 d^r 下对智能目标的趋势误差 $E_2(k, d^r)$;

步骤5 根据式(8)计算 k 时刻传感器多模式对目标混合模型的分配方案 $d^{opt}(k)$;

步骤6 根据分配结果, 利用式(22)–(23)进行状态组合, 得到 k 时刻目标状态估计 $x(k), P(k)$;

步骤7 $k++$. 如果 $k < K$, 返回步骤2; 否则, 算法结束。

6 仿真分析(Simulation analysis)

考虑一个二维平面上运动的智能目标, 用两个模型来描述其运动, 模型1为匀速运动, 模型2为加速运动。各模型的初始概率为 $\mu(0) = [0.1 \ 0.9]$, 目标状态向量记为 $x = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y}]$, 目标初始状态及协方差分别为 $x(0) = [10 \ 80 \ 5 \ 1000 \ -50 \ 5]$ 和 $P(0) = \text{diag}\{80^2, 170^2, 170^2, 80^2, 170^2, 170^2\}$, 各模型参数如下:

$$F^1(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, G^1(k) = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$F^2(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G^2(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q^1 = \text{diag}\{5^2, 5^2\}, Q^2 = \text{diag}\{30^2, 30^2\}.$$

仿真中设传感器具有两种工作模式, 分别为主动模式和被动模式。主动模式下传感器测量数据为 $z^1(k) = [d(k), \theta(k)]$, 被动模式下传感器测量数据为 $z^2(k) = \theta(k)$, 其中 $d(k), \theta(k)$ 分别为距离和方位角。由于主动模式下测量信息多于被动模式, 据此设定主动模式的跟踪精度高于被动模式。

主动模式下传感器测量方程为

$$\begin{cases} d(k) = \sqrt{(x(k) - b_x)^2 + (y(k) - b_y)^2} + v_d(k), \\ \theta(k) = \tan^{-1} \frac{y(k) - b_y}{x(k) - b_x} + v_\theta(k). \end{cases} \quad (24)$$

被动模式下传感器测量方程为

$$\theta(k) = \tan^{-1} \frac{y(k) - b_y}{x(k) - b_x} + v_\theta(k), \quad (25)$$

式中: (b_x, b_y) 为传感器位置, 主动模式下测量噪声 $[v_d(k), v_\theta(k)]$ 服从均值为零、方差矩阵为 $R^1 = \text{diag}\{R_d, R_\theta\} = \text{diag}\{25, 2 \times 10^{-4}\}$ 的正态分布, 辐射代价 $C_1 = 1000$; 被动模式下测量噪声 v_θ 服从均值为零、方差为 $R_\theta = 1 \times 10^{-3}$ 的正态分布, 辐射代价 $C_2 = 20$ 。

不同传感器模式下目标的模型转移矩阵分别为:

$$\phi_1 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.9 \\ 0.4 & 0.6 \end{bmatrix} \text{ 和 } \phi_2 = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.6 & 0.4 \end{bmatrix}.$$

传感器模式调度函数的加权系数 $\lambda_1 = 0.5, \lambda_2 = \lambda_3 = 0.25$ 。

仿真实验中传感器模式1代表主动模式, 模式2代表被动模式, 目标模型1代表匀速运动, 模型2代表加速运动。

图1显示了智能目标混合模型的后验概率随传感器模式选择的变化图。当传感器采用主动模式探测时, 目标的模型2概率曲线上升, 即趋于机动运动; 当传感器采用被动模式探测时目标的模型1概率曲线维持高值, 即趋于匀速运动; 描述了传感器模式改变对目标后续运动所产生的影响。

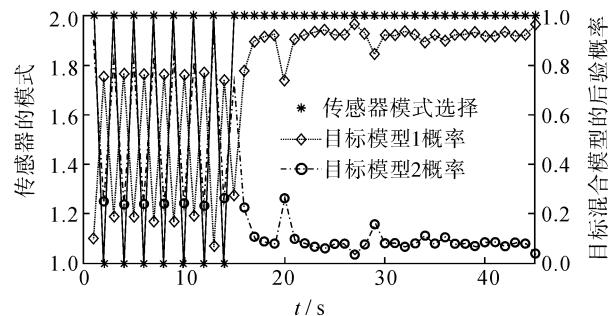


图1 传感器模式与智能目标混合模型后验概率间的关系

Fig. 1 Relationship between sensor mode and the posterior probability of the hybrid model for smart target

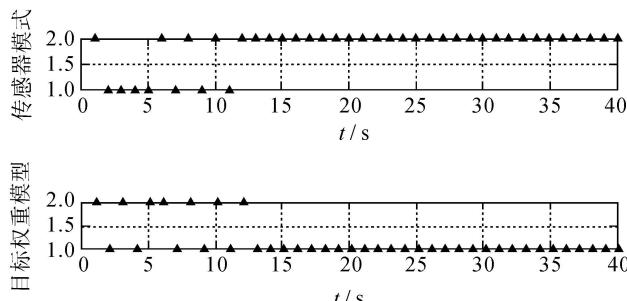
测试1 本文方法与单一传感器模式方法比较。

单一传感器模式下跟踪目标只需运行IMM跟踪算法。

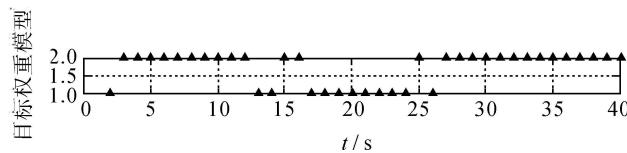
图2显示了传感器模式选择与智能目标权重模型的对应图。

图2(a)是IMMTA-MMSS方法下传感器模式的调度图, 图中显示若当前时刻(如 $k = 1, 6, 8, 10, 12, \dots$)传感器处于被动模式, 下一时刻目标模型会趋于匀速运动, 若被动模式跟踪精度满足需求, 下一时刻传感器模式继续选取被动(如 $k = 12, \dots$), 若被动模式跟踪精度不能满足需求, 则下一时刻传感器模式选取主动, 主动模式在提高跟踪精度的同时也会使目标后续运动趋于加速运动(如 $k = 2, 4, 5, 7, 9, 11, \dots$), 所以只要跟踪精度满足就会转换为被动模式。因此可以得出这样的结论: 只有当目标加速运动或被动模式连续跟踪累计误差不能满足跟踪精度要求时, 传感器模式才转换为主动模式, 其余时刻更多选用被动模式。

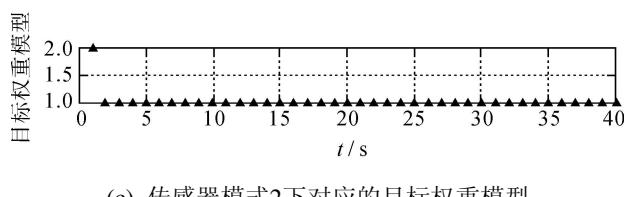
图2(b)显示固定选择主动传感器模式时, 目标权重模型更加趋于加速运动, 目标过程噪声不断增大。图2(c)显示固定选择被动传感器模式时, 目标权重模型更加趋于匀速运动, 目标过程噪声趋于减小。



(a) 本文方法下传感器模式的选择和对应的目标权重模型



(b) 传感器模式1下对应的目标权重模型



(c) 传感器模式2下对应的目标权重模型

图2 传感器模式的选择与智能目标的权重模型
Fig. 2 Sensor mode selected and weight model of smart target

图3是对比了3种传感器模式选择方法下的目标跟踪精度。用均方根误差RMSE(root mean square

error)作为目标跟踪精度的评价指标:

$$\text{RMSE}(k) = \sqrt{\text{tr}(P(k))}, \quad (26)$$

其中 $P(k)$ 为 k 时刻的估计误差协方差矩阵。

从图3中可以看出, IMMTA-MMSS算法的RMSE指标随时间推移趋于最小, 固定选择主动模式或固定选择被动模式的方法随时间推移出现发散, 不能有效跟踪目标。

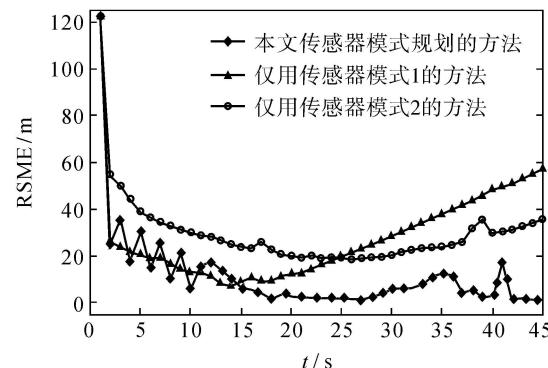


图3 3种方法的RMSE比较

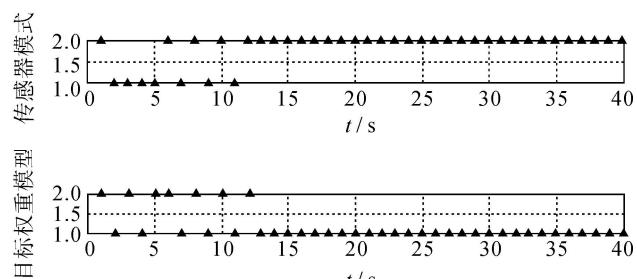
Fig. 3 Compare RMSE among three methods

测试2 本文方法与近视策略的传感器模式调度方法比较。

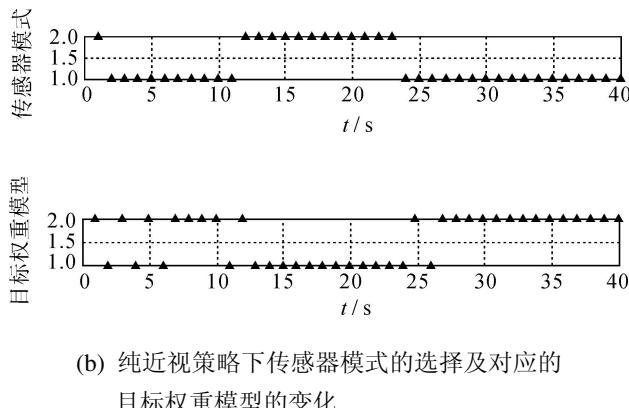
基于近似策略的传感器模式调度目标函数为

$$\begin{cases} d^{\text{opt}}(k) = \arg \min_{d^r \in D} E_1(k, d^r), \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^q \mu_i^r(k) = 1, d^r \in D. \end{cases} \quad (27)$$

图4是两种传感器模式调度方法下传感器模式选择与智能目标权重模型的对应图。可以看出, IMMTA-MMSS方法下, 被动传感器模式被选择的次数更多, 主动传感器模式只被间断的选择, 使用的目的主要是对目标机动时进行跟踪, 匀速运动时基本采用被动传感器模式, 因此目标更多时间在匀速运动。与此形成鲜明对比的是, 基于近视策略的调度方法由于其只追求当前跟踪性能最优, 所以更多的使用主动传感器模式, 相对应目标更多时间在加速运动。



(a) 本文方法下传感器模式的选择及对应的目标权重模型的变化



(b) 纯近视策略下传感器模式的选择及对应的

图4 传感器模式的选择与智能目标的权重模型
Fig. 4 Sensor mode selected and weight model of smart target

图5对比两种方法的RMSE, 显示了IMMTA-MMSS方法具有更好的跟踪精度, 且随时间推移表现更佳, 基于近视策略的调度方法后期出现跟踪发散。

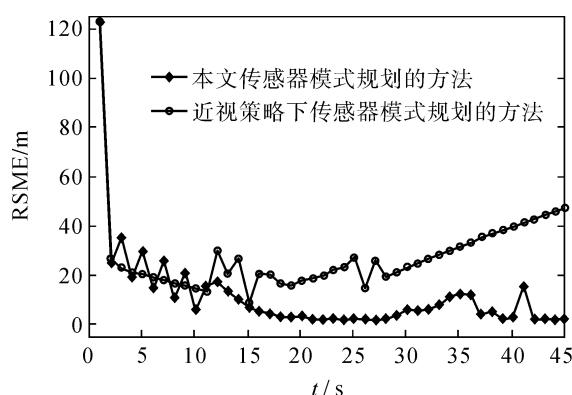


图5 两种方法的RMSE比较

Fig. 5 Compare RMSE between two methods

图6显示了两种方法下智能目标的运动轨迹。从图中看出基于近视策略的调度方法使目标更多采用机动模型运动, 导致相同时间内目标更易从传感器视场内快速逃逸; 而IMMTA-MMSS方法使目标更长时间维持在传感器的视场内。

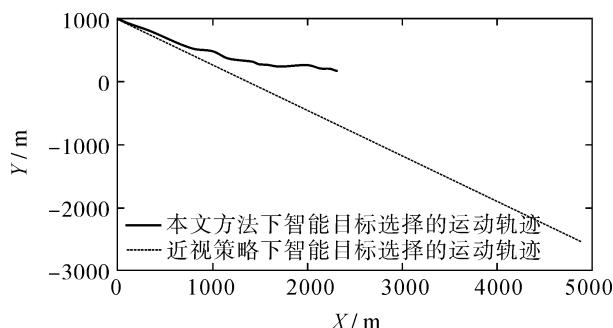


图6 智能目标的运动轨迹

Fig. 6 Trajectory of smart target

7 结论(Conclusions)

智能目标运动状态的转换与跟踪传感器的工作模式相关, 为实现对智能目标的有效跟踪, 本文提出一种基于传感器多模式调度的交互多模型跟踪算法。首先, 综合考虑一步预测的目标跟踪误差、二步预测的目标运动趋势误差以及传感器工作模式的辐射代价3方面因素, 据此构建了传感器多模式调度的目标函数; 然后与交互多模型算法相结合形成一个闭环结构, 通过在线优化目标函数自适应地选择传感器的工作模式, 从而获取对智能目标的持续精确跟踪。仿真结果表明, 与固定模式选择的方法和基于近视策略的调度方法相比较, 本文提出的算法不仅实现了对智能目标的持续精确跟踪, 而且大幅减少了主动模式传感器的工作时间, 提高了观测过程的隐蔽性。

参考文献(References):

- [1] 汤磊, 张弓胤, 刘昕. 美军新型灵巧武器亚瑟王神剑 [J]. 飞航导弹, 2006, (5): 25 – 27.
(TANG Lei, ZHANG Gongyin, LIU Xin. US new smart weapon: excalibur of king arthur [J]. Winged Missiles Journal, 2006, 5: 25 – 27.)
- [2] LIU B, MA X C, HOU C H. Smart target tracking using sensor scheduling and particle filter [C] //Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing. Beijing: IEEE, 2008, 2620 – 2623.
- [3] MICHEL K, LUCY Y P. Covariance control for multisensor system [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2002, 38(4): 1138 – 1157.
- [4] MO W, CHEN G, BLASH E, et al. Game theoretic multiple mobile sensor management under adversarial environments [C] //Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany: IEEE, 2008: 1 – 8.
- [5] TAKEDA T, NAMERIKAWA T. Sensor network scheduling algorithm considering estimation error variance and communication energy [C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications. Yokohama: IEEE, 2010: 434 – 439.
- [6] HUI W, HYEOK S C, AGOULMINE N, et al. Information-based sensor tasking wireless body area networks in U-health systems [C] //Proceedings of the International Conference on Network and Service Management (CNSM). Niagara Falls, Canada: IEEE, 2010: 517 – 522.
- [7] KREUCHER C M, HERO A O, KASTELLA K D, et al. An information-based approach to sensor management in large dynamic networks [J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(5): 978 – 999.
- [8] CHRIS K, ALFRED O, HERO I, et al. A comparison of task driven and information driven sensor management for target tracking [C] //Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference. Seville: IEEE, 2005: 4004 – 4009.
- [9] FALLAHI A, HOSSAIN E. A Dynamic programming approach for QoS-Aware power management in wireless video sensor networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(2): 843 – 854.

- [10] WILLIAMS J L, FISHER J W, WILLSKY A S. Approximate dynamic programming for communication-constrained sensor network management [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(8): 4300 – 4311.
- [11] SAVAGE C O, SCALA B F L A. Sensor management for tracking smart targets [J]. *Digital Signal Processing*, 2009, 19(6): 968 – 977.
- [12] XU Y F, TAN Y J, ZHEN Y L. A non-myopic approach based on reinforcement learning for multiple moving targets search [C] // *Proceedings of the International Conference on Information and Automation*. Harbin: IEEE, 2010: 1672 – 1677.
- [13] AKSELROD D, SINHA A, KIRUBARAJAN T. Hierarchical markov decision processes based distributed data fusion and collaborative sensor management for multitarget multisensor tracking applications [C] // *Proceedings of the International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. New York: IEEE, 2007: 157 – 164.
- [14] LI Y, KRAKOW L W, CHONG E K P, et al. Dynamic Sensor Management for Multisensor Multitarget Tracking [C] // *Proceedings of the 40th Annual Conference on Information Sciences and Systems*. Piscataway, NJ: IEEE, 2006: 1397 – 1402.
- [15] GRAPPIOLLO C, WHITESON S, PAVLIN G, et al. Integrating distributed Bayesian inference and reinforcement learning for sensor management [C] // *Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion*. Washington: IEEE, 2009: 93 – 101.
- [16] CHANG H Y, HYUN P M, JAE W C. Interacting multiple model based distributed target tracking algorithm in UWSNs [J]. *Proceedings of ICROS-SICE International Joint Conference*, 2009, 18(3): 1752 – 1759.
- [17] FU X, JIA Y, DU J, et al. New interacting multiple model algorithms for the tracking of the manoeuvring target [J]. *IET Control Theory & Applications*, 2010, 4(10): 2184 – 2194.

作者简介:

- 杨海燕 (1972-), 女, 博士研究生, 目前研究方向为目标跟踪与传感器管理, E-mail: yanghy07@mails.tsinghua.edu.cn;
- 尤政 (1963-), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为微/纳技术、光电测试技术、智能信息处理、微小卫星技术;
- 王琳 (1963-), 男, 博士, 工程师, 目前研究方向为航空火控系统总体、设计与仿真.

《智能系统学报》2013年征订启事

《智能系统学报》(CAAI Transactions on Intelligent Systems)是中国人工智能学会会刊, 由中国人工智能学会和哈尔滨工程大学联合主办, 并且被“中国科技论文统计源期刊”(中国科技核心期刊)、《中文核心期刊要目总览》(中文核心期刊)、英国《科学文摘》、美国《剑桥科学文摘》、波兰《哥白尼索引》等数据库收录。读者对象主要为国内外各研究机构的科研人员、相关企业工程技术人员及高等院校相关专业广大师生。

本刊以“构建智能平台, 打造精品期刊”为办刊理念和目标, 主要刊登智能科学领域最新的科研成果和高水平的学术论文。所刊内容包括人工智能与计算智能、智能控制与决策、智能信息处理、专家系统与知识工程、机器学习与知识发现、人工心理与机器情感以及智能技术在各领域的应用等。本刊以较强的专业性和学术影响力, 受到了专家和学者的广泛关注, 目前已成为智能科学领域具有较高知名度的学术期刊。

本刊创刊于2006年, 为双月刊, 连续出版物号: ISSN 1673-4785, CN 23-1538/TP, 国内邮发代号: 14-190, 国外邮发代号: BM4940, 定价15元/期, 90元/年。全国各地邮局均可订阅, 也可直接联系期刊编辑部办理。

通信地址: 哈尔滨市南岗区南通大街145号1号楼《智能系统学报》编辑部

邮政编码: 150001

联系电话: 0451-82518134

邮箱: tis@vip.sina.com

网址: <http://tis.hrbeu.edu.cn>