

基于多模粒子滤波的机动弱目标检测前跟踪

龚亚信 杨宏文 胡卫东 郁文贤

(国防科学技术大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

摘要: 检测前跟踪技术是低信噪比环境下目标检测与跟踪的有效方法。该文针对目标作复杂运动的情况,提出了机动弱目标检测前跟踪的多模粒子滤波算法。该算法在目标状态矢量中增加了表示目标存在与否以及目标运动模型的变量,采用粒子滤波实现了包含两个离散变量的混合滤波过程。仿真试验表明,该算法在经典跟踪方法难以发挥作用的低信噪比条件下,能够有效实现机动目标的检测与跟踪。

关键词: 检测前跟踪; 多模; 粒子滤波; 弱目标

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)04-0941-04

Multiple Model Particle Filter Based Track-before-Detect for Maneuvering Weak Target

Gong Ya-xin Yang Hong-wen Hu Wei-dong Yu Wen-xian

(ATR State Key Lab., National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Track-Before-Detect(TBD) is an efficient approach which detects and tracks targets in low SNR environment. A multiple model particle filter algorithm is presented in this paper for the maneuvering weak target which dynamics is complicated. In this algorithm a variable which denotes whether the target is existent or not and a variable which denotes the dynamics model of the target are augmented. The hybrid filter which includes two discrete variables is implemented by particle filter. Simulation results show that this algorithm can efficiently detect and track maneuvering targets on the condition of low SNR which the classical tracking methods can not work normally.

Key words: Track-Before-Detect (TBD); Multiple model; Particle filter; Weak target

1 引言

检测前跟踪(TBD)技术使用传感器原始观测数据(比如雷达回波信号强度、能量、Doppler频移等),并通过多次扫描观测数据的累积,来实现对目标的检测与跟踪^[1, 2]。由于充分利用了原始数据信息,TBD技术适用于低信噪比下的目标跟踪应用。

典型的TBD实现算法包括基于Hough变换的算法^[3],应用广泛的动态规划算法^[4, 5],以及极大似然估计^[6]。通常对目标的检测与跟踪,需要在线实时处理,因此递归滤波方法不可或缺。而由于TBD应用即使在单目标条件下,也常常是一个强非线性非高斯问题,使得粒子滤波成为其合适的解决手段。基于粒子滤波实现的递归Bayes TBD算法最早由Salmond^[7]在2001年提出。此后,Ristic^[2], Rutten和Gordon^[8],荷兰Thales大学的Boers和Driessen^[9-11]等学者对于该方法进行了相关研究。在已有的研究成果中,一般针对简单的单目标匀速运动场景,研究如何构建粒子滤波器,基本上没有考虑到目标作复杂机动运动条件下的粒子滤波实现及其检测与跟踪性能研究。

本文考虑弱目标作强机动运动的情况,利用多种动态模

型对目标运动建模,采用多模粒子滤波^[2]来同时完成目标的检测与跟踪,并分析了算法的检测与跟踪性能。文章内容分为以下几个部分,第2节为机动弱目标跟踪滤波建模,第3节为机动弱目标检测前跟踪的多模粒子滤波算法实现,第4节为仿真试验,最后是结束语。

2 跟踪建模

本节完成目标运动和传感器观测建模,并推导多模条件下TBD算法的Bayes递归实现。

2.1 目标运动模型

文中假设在任何观测时间内,目标都服从以下3种运动模型中的一种:(1)匀速(CV)运动模型;(2)顺时针坐标转动(CT)模型;(3)逆时针坐标转动模型。以 $S \triangleq \{1, 2, 3\}$ 表示3种运动模型集合。考虑单个目标在 $x-y$ 平面内运动,运动方程为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}^{(r_k)}(\mathbf{x}_{k-1}) \cdot (\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

其中 $r_k \in S$,为时刻 $\{k-1, k\}$ 之间的模型状态变量, $\mathbf{x}_k = [x_k \dot{x}_k y_k \dot{y}_k I_k]^T$, (x_k, y_k) , (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 和 I_k 分别表示目标位置、速度和强度状态, \mathbf{w}_{k-1} 为过程噪声, $\mathbf{F}^{(r_k)}$ 是对应于模型变量 r_k 的状态转换矩阵。针对以上3种模型,其转换矩阵分别如式(2),式(3)所示。

$$\mathbf{F}^{(1)}(\mathbf{x}_{k-1}) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{F}^{(j)}(\mathbf{x}_{k-1}) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_{k-1}^{(j)}T)}{\omega_{k-1}^{(j)}} & -\frac{(1-\cos(\omega_{k-1}^{(j)}T))}{\omega_{k-1}^{(j)}} & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\omega_{k-1}^{(j)}T) & 0 & \sin(\omega_{k-1}^{(j)}T) & 0 \\ 0 & \frac{(1-\cos(\omega_{k-1}^{(j)}T))}{\omega_{k-1}^{(j)}} & 1 & \frac{\sin(\omega_{k-1}^{(j)}T)}{\omega_{k-1}^{(j)}} & 0 \\ 0 & \sin(\omega_{k-1}^{(j)}T) & 0 & \cos(\omega_{k-1}^{(j)}T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad j=2,3 \quad (3)$$

T 为传感器扫描周期, 另外

$$\omega_{k-1}^{(2)} = \frac{-\alpha_m}{\sqrt{x^2 + y^2}}, \quad \omega_{k-1}^{(3)} = \frac{\alpha_m}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad (4)$$

其中 $\alpha_m > 0$ 是机动加速度, 通常作为已知条件事先定义。

目标某一时刻只遵从一种运动模型, 整个运动过程中, 在各种运动模型之间转换, 可描述为3态Markov链, 即 $r_k \in S$ 。模型之间的转换概率矩阵定义为

$$\mathbf{\Pi}_m = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \mu_{13} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \mu_{23} \\ \mu_{31} & \mu_{32} & \mu_{33} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 μ_{ab} ($a, b = 1, 2, 3$) 表示模型 a 到模型 b 的转移概率。定义 $\varphi_1 = P\{r_1 = 1\}$, $\varphi_2 = P\{r_1 = 2\}$, $\varphi_3 = P\{r_1 = 3\}$ (满足 $\varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3 = 1$), 表示目标刚出现时分别按照3种模型运动的概率。

时刻 k 目标可能存在于传感器警戒区域内, 也可能不存在, 以变量 E_k 对此建模。描述为2态Markov链, 即 $E_k \in \{0, 1\}$ 。0表示目标不存在, 1则反之。并定义目标“新生”概率 P_b 和“死亡”概率 P_d 为

$$P_b \triangleq P\{E_k = 1 | E_{k-1} = 0\} \quad (6)$$

$$P_d \triangleq P\{E_k = 0 | E_{k-1} = 1\} \quad (7)$$

则转换概率矩阵为

$$\mathbf{\Pi}_e = \begin{bmatrix} 1 - P_b & P_b \\ P_d & 1 - P_d \end{bmatrix} \quad (8)$$

定义目标初始存在概率, 记为 $\eta_1 = P\{E_1 = 1\}$ 。

2.2 传感器观测模型

本文以灰度图作为原始传感器观测, 该假设并不影响算法的普适性。根据假设, 传感器产生一系列整个警戒区域的二维图像, 每一帧图像有 $m \times l$ 个分辨单元(像素)。每一个分辨单元 (i, j) , $i = 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, l$ 对应一个矩形区域 $\Delta_x \times \Delta_y$ 。以 $z_k^{(i,j)}$ 表示时刻 k , 分辨单元 (i, j) 的强度观测数

据, 其具体形式为

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) + v_k^{(i,j)}, & E_k^{(i,j)} = 1 \\ v_k^{(i,j)}, & E_k^{(i,j)} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

$v_k^{(i,j)}$ 为 (i, j) 的观测噪声, 这里假设各个分辨单元之间, 以及各帧图像之间, 观测噪声是独立的。 $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k)$ 为目标对分辨单元 (i, j) 的信号强度贡献, 采用传感器点扩散函数形式, 则时刻 k , 位于坐标 (x_k, y_k) 、强度为 I_k 的目标对于分辨单元 (i, j) 的强度贡献为

$$h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k}{2\pi \Sigma^2} \exp \left\{ -\frac{(i\Delta_x - x_k)^2 + (j\Delta_y - y_k)^2}{2\Sigma^2} \right\} \quad (10)$$

其中 Σ 为已知参数, 表示传感器模糊斑点数量。则时刻 k 的观测表示为

$$\mathbf{z}_k = \{z_k^{(i,j)} : i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, l\} \quad (11)$$

直到时刻 k 的完整观测数据集表示为

$$\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_i, i = 1, \dots, k\} \quad (12)$$

2.3 多模条件下 TBD 算法的 Bayes 递归实现

已知时刻 $k-1$ 的联合概率密度 $p(\mathbf{x}_{k-1}, E_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1})$, 结合新的观测数据 \mathbf{z}_k 和运动模型变量 r_k , 估计时刻 k 的联合后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k, E_k | \mathbf{Z}_k)$ 。记时刻 k 目标存在的概率为

$$P_k \triangleq P\{E_k = 1 | \mathbf{Z}_k\} \quad (13)$$

目标不存在(即 $E_k = 0$)时, 不定义目标状态, 则只需要计算滤波密度 $p(\mathbf{x}_k, E_k = 1, r_k | \mathbf{Z}_k)$ 。类似于文献[2]第11.3节中的推导过程, 易知预测状态概率密度 $p(\mathbf{x}_k, E_k = 1, r_k | \mathbf{Z}_{k-1})$ 的计算, 结合观测似然, 可得到滤波密度如下:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k, E_k = 1, r_k | \mathbf{Z}_k) \\ = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, E_k = 1, r_k) p(\mathbf{x}_k, E_k = 1, r_k | \mathbf{Z}_{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})} \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, E_k, r_k)$ 为传感器似然函数, 根据2.2节中的传感器模型, 该函数可描述为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, E_k, r_k) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^m p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k, r_k), & E_k = 1 \\ \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^m p_N(z_k^{(i,j)}), & E_k = 0 \end{cases} \quad (15)$$

$p_N(z_k^{(i,j)})$ 为 (i, j) 内的背景噪声概率密度, $p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k, r_k)$ 为给定目标状态 \mathbf{x}_k 条件下 (i, j) 内的信号加噪声似然函数。由于各个分辨单元的噪声是独立的, 可认为分辨单元内的观测 $z_k^{(i,j)}$ 也是独立的。此外, 目标对观测信号强度的影响有限, 可用式(16)近似描述似然函数。式(16)中 $C_i(\mathbf{x}_k)$ 和 $C_j(\mathbf{x}_k)$ 表示受目标回波信号强度影响的分辨单元标注 (i, j) 的集合。

$$\begin{aligned} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, E_k = 1, r_k) \\ \approx \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k)} p_{S+N}(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k, r_k) \prod_{i \notin C_i(\mathbf{x}_k)} \prod_{j \notin C_j(\mathbf{x}_k)} p_N(z_k^{(i,j)}) \end{aligned} \quad (16)$$

3 多模粒子滤波算法实现

下面针对2.3节中的TBD算法, 设计其多模粒子滤波实现。首先, 引入混合状态变量 $\mathbf{y}_k = [\mathbf{x}_k^T E_k r_k^T]^T$ 。假设已知

该变量在时刻 $k-1$ 的联合后验概率密度 $p(\mathbf{y}_{k-1} | Z_{k-1})$ 可由粒子集 $\{\mathbf{y}_{k-1}^n, w_{k-1}^n\}_{n=1}^N$ 来描述, N 为粒子数量。算法的一次迭代运算步骤如下:

第1步 预测粒子时刻 k 的存在变量 E_k^n , $n = 1, \dots, N$, 根据 E_{k-1}^n 和转换概率 Π_e 获取^[2]。

第2步 预测粒子状态, 只对 $E_k^n = 1$ 的粒子有效。这里要分两种情况进行处理: (1)对“新生”(即 $E_{k-1}^n = 0, E_k^n = 1$) 粒子。位置变量 (x_k^n, y_k^n) , 选择强度超过预设门限 γ 的分辨单元集 $(z_k^{(i,j)} > \gamma)$, 让粒子在这些单元内均匀分布; 速度变量 $(\dot{x}_k^n, \dot{y}_k^n)$, 均匀分布于 $U[-v_{\max}, v_{\max}]$, 其中 v_{\max} 为预定义变量; 信号强度变量 I_k^n , 其满足 $I_k^n \sim U[I_{\min}, I_{\max}]$, I_{\min} 和 I_{\max} 根据实际信噪比预先设定; 另外, 根据初始模型概率 $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$, 随机从 S 产生该粒子的运动模型变量; (2)对持续存在(即 $E_{k-1}^n = 1, E_k^n = 1$) 粒子。首先通过 Π_m 和前一时刻该粒子的模型变量 r_{k-1}^n 获取当前时刻的模型变量 r_k^n , 然后根据 r_k^n 对应的目标运动方程进行粒子状态预测。

第3步 粒子权重计算。为简洁有效地实现权重计算, 引入像素似然比^[2], 此时未归一化权重计算公式变成

$$\tilde{w}_k^n = \begin{cases} \prod_{i \in C_i(\mathbf{x}_k^n)} \prod_{j \in C_j(\mathbf{x}_k^n)} l(z_k^{(i,j)} | \mathbf{x}_k^n), & E_k^n = 1 \\ 1, & E_k^n = 0 \end{cases} \quad (17)$$

$C_i(\mathbf{x}_k^n) = \{i_0 - p, \dots, i_0 - 1, i_0, i_0 + 1, \dots, i_0 + p\}$, i_0 表示最接近于状态矢量 $\mathbf{x}_k^n = \mathbf{x}_k^n[1]$ 数值的整数, p 为预设参数, 表示目标对分辨单元的影响程度。完成了粒子权重计算后, 进行归一化, 得到归一化权重 $w_k^n = \tilde{w}_k^n / \sum \{\tilde{w}_k^n\}_{n=1}^N$ 。

第4步 粒子重采样。本文中采用系统重采样方法实现强制性重采样。即 $\{\mathbf{y}_k^n, (1/N)\}_{n=1}^N = \text{重采样}[\{\mathbf{y}_k^n, w_k^n\}_{n=1}^N]$ 。

第5步 目标状态估计, 首先估计目标存在概率, 按式(18)计算存在概率

$$\hat{P}_k = \sum_{n=1}^N E_k^n / N, \quad 0 \leq \hat{P}_k \leq 1 \quad (18)$$

如果 \hat{P}_k 超过了预设门限, 则认为目标存在, 同时利用下面的式(19)计算目标状态

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_k^n E_k^n) / \sum_{n=1}^N E_k^n \quad (19)$$

估计目标在时刻 k 的运动模型概率, 对于 $E_k^n = 1$ 的粒子, 分别统计 $r_k^n = 1$, $r_k^n = 2$ 和 $r_k^n = 3$ 的数量 R_1 , R_2 和 R_3 , 按式(20)分别计算时刻 k 3种运动模型的概率:

$$\hat{P}_{r_k=1} = \frac{R_1}{\sum_{n=1}^N E_k^n}, \quad \hat{P}_{r_k=2} = \frac{R_2}{\sum_{n=1}^N E_k^n}, \quad \hat{P}_{r_k=3} = \frac{R_3}{\sum_{n=1}^N E_k^n} \quad (20)$$

4 仿真试验

本节将针对一个假想的目标机动运动场景, 利用本文给出的算法实现目标的检测与跟踪。仿真总时间为45s, 其中目标从第7s开始出现, 首先沿 x 轴方向作10s匀速直线运动, 接着作5s逆时针机动转弯运动, 此后进入10s的匀速直线运动状

态, 最后作5s的顺时针机动转弯, 直到第37s消失, 一共存在30s。文中的仿真重点考察非线性模型滤波问题, 因此假设观测噪声符合高斯分布。仿真试验将验证本文算法对弱目标的检测与跟踪性能。下面给出仿真的基本参数设置。

过程噪声 \mathbf{w} 为零均值的高斯白噪声, 其协方差阵为

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{q_1}{3} T^3 & \frac{q_1}{2} T^2 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{q_1}{2} T^2 & q_1 T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q_1}{3} T^3 & \frac{q_1}{2} T^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{q_1}{2} T^2 & q_1 T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 T \end{bmatrix} \quad (21)$$

q_1 和 q_2 分别表示目标运动状态和强度的过程噪声。仿真中设置为 $q_1 = 0.001$, $q_2 = 0.01$ 。机动加速度 $\alpha_m = 1.08$, 传感器采样间隔 T 设置为1s, 每一秒产生一帧观测图像。观测图像的区域 $m \times l$ 为 60×60 , 每一分辨单元的尺度设置为 $\Delta_x = \Delta_y = 1$ 。如果观测噪声方差设为 $\sigma = 1.63$, 目标信号强度 $I = 20$, 参数 $\Sigma = 0.7$, 则对应的信噪比为: $\text{SNR} = 10 \lg \left[\frac{I \Delta_x \Delta_y / 2\pi \Sigma^2}{\sigma} \right]^2 = 12\text{dB}$, 目标初始位置为(20,20), 速度为(2,0)分辨单元每秒。图1给出了 $\text{SNR} = 12$ 时的两帧观测图像。

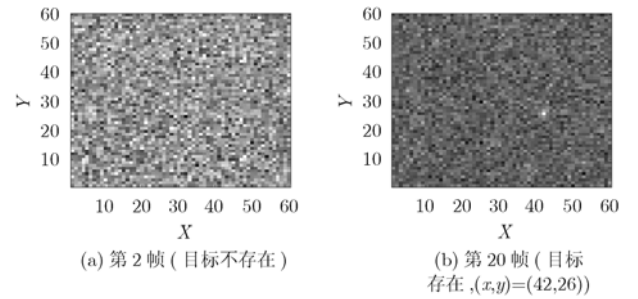


图1 目标不存在和存在时的观测图像($\text{SNR}=12$)

目标初始存在概率 $\eta_1 = 0.05$, $P_b = P_d = 0.05$; “新生”粒子3种运动模型概率分别为 $\varphi_1=0.9$, $\varphi_2=0.05$, $\varphi_3=0.05$, 持续存在粒子的模型转换概率矩阵为

$$\Pi_m = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.4 & 0.5 & 0.1 \\ 0.4 & 0.1 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (22)$$

信号强度门限 $\gamma = 2$, $v_{\max} = 2$, $I_{\min} = 10$, $I_{\max} = 30$, $p = 2$ 。粒子数量设置为 $N = 80000$, 分别取噪声方差 $\sigma = 1.63$, $\sigma = 3.25$, $\sigma = 4.6$ (对应信噪比 $\text{SNR} = 12$, $\text{SNR} = 6$, $\text{SNR} = 3$)进行仿真。

图2(a)为3种信噪比条件下的目标存在概率估计结果, 是25次Monte Carlo仿真的平均结果。如果将目标存在概率门限设置为0.6, 达到或超过该门限才认定目标存在。则从本文

算法的估计结果可以看出,当 $\text{SNR} = 12$ 和 $\text{SNR} = 6$ 时,算法能够有效的检测目标。前者对目标的检测没有时延,后者在目标出现后,有约3个时刻的时延,目标存在概率才达到且超过0.6,但是当目标消失后,两者估计的目标存在概率急剧下降到远低于门限0.6的水平,没有检测时延。另外,从 $\text{SNR} = 6$ 的估计曲线中还可以看出在目标作匀速运动时,目标存在概率非常高,接近真实概率,当目标开始作转弯机动后,存在概率会下降,当目标再次回到匀速运动状态后,存在概率又开始缓慢回升到接近真实概率,回升过程存在一定时延。 $\text{SNR} = 3$ 时,估计的目标存在概率较低,但目标出现和消失的趋势依然存在,如果降低检测门限,还是能够检测到目标出现、存在以及消失的运动过程。

图2(b)为 $\text{SNR} = 6$ 条件下的目标真实轨迹与估计航迹对比图,从图中可以看出,初始3个数据点漏检,在两个机动转弯的过程中,估计误差较大,匀速运动部分的估计精度较高。

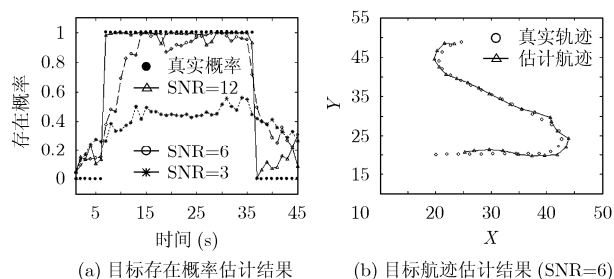


图2 目标存在概率和航迹估计结果

图3为目标运动模型概率估计结果,从图中可以看出本文算法能够对目标的运动模型实现有效的估计。

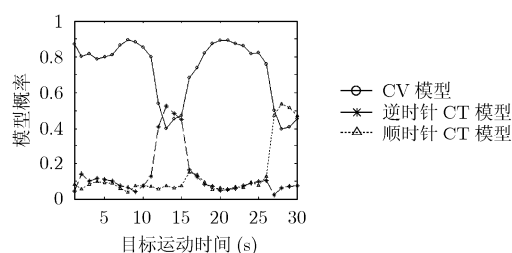


图3 目标运动模型概率估计结果($\text{SNR}=6$)

5 结束语

本文提出了一种基于多种运动模型的粒子滤波检测前跟踪算法,用于低信噪比条件下的弱目标检测与跟踪。仿真结果表明,在经典检测后跟踪算法不能正常工作的低信噪比(有效实现检测后跟踪,信噪比必须满足($\text{SNR} \geq 9.5\text{dB}$))下,该算法表现出了良好的性能,能够有效地检测目标、估计目标运动模型及其运动状态,算法稳健性较强。对于目标运动

更为复杂的情况,可以通过增加模型数量来进一步改善跟踪性能。另外,在下一步工作中,将考虑结合交互多模算法,控制模型的使用。

参考文献

- [1] Blackman S and Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. New York: Artech House Publishers, 1999, ch.17: Detection and tracking of dim targets in clutter.
- [2] Ristic R, Arulampalam S, and Gordon N. Beyond the Kalman Filter-Particle Filters for Tracking Applications[M]. Boston-London: Artech House 2004, ch.11: Detection and tracking of stealthy targets.
- [3] Carlson B D, Evans E D, and Wilson S L. Search radar detection and track with the Hough transform, part I: System concept[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, 1994, 30(1): 102-108.
- [4] Barniv Y. Dynamic programming algorithm for detecting dim moving targets[M]. In *Multitarget Multisensor Tracking: Advanced Applications* (Y. Bar-Shalom, ed), Norwood, MA: Artech House, 1990, ch.4.
- [5] Arnold J, Shaw S, and Pasternack H. Efficient target tracking using dynamic programming[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, 1993, 29(1): 44-56.
- [6] Stone L D, Barlow C A, and Corwin T L. Bayesian Multiple Target Tracking[M]. Norwood, MA: Artech House, 1999, ch.6: Likelihood ratio detection and tracking: theoretical foundations.
- [7] Salmond D J and Birch H. A particle filter for track-before-detect[J]. *Proceedings of the American Control Conference*, Arlington, VA June 25-27, 2001: 3755-3760.
- [8] Rutten M G, Gordon N J, and Maskell S. particle-based Track-Before-Detect in Rayleigh noise[J]. *SPIE*, 2004, Vol. 5428: 509-519.
- [9] Boers Y and Driessen H. Particle Filter Based Track Before Detect Algorithms[J]. *SPIE*, 2003, Vol. 5204: 20-30.
- [10] Boers Y and Driessen H. Multitarget particle filter track before detect application[J]. *IEE Proc.-Radar Sonar Navig.*, 2004, 151(6): 351-357.
- [11] Torstensson J and Trieb M. Particle filtering for track before detect applications[D]. [Master's Thesis], Division of Automatic Control Department of Electrical Engineering, Linköping University, Sweden, 2005.

龚亚信: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为数据融合与目标跟踪。

杨宏文: 男, 1971年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为雷达目标识别、数据融合等。

胡卫东: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达目标识别、数据融合等。

郁文贤: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达目标识别、数据融合、智能信息处理等。