



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104199022 A

(43) 申请公布日 2014. 12. 10

(21) 申请号 201410439348. 0

(22) 申请日 2014. 08. 30

(71) 申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)西源大道 2006 号

(72) 发明人 易伟 董天发 苟清松 郝凯利 崔国龙 孔令讲 杨建宇 李小龙 夏玫

(74) 专利代理机构 电子科技大学专利中心 51203

代理人 邹裕蓉

(51) Int. Cl.

G01S 13/66 (2006. 01)

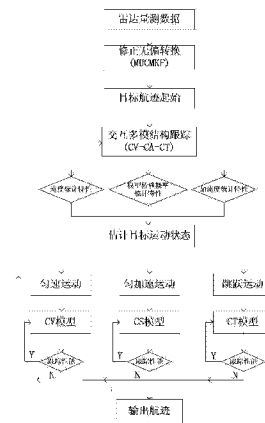
权利要求书1页 说明书5页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于目标模态估计的临近空间高超声速目标跟踪方法

(57) 摘要

本发明提供一种基于目标模态估计的临近空间高超声速目标跟踪方法,利用交互多模型跟踪算法跟踪目标,并实时动态估计目标运动模态,通过统计目标特性判断目标运动模态;最后,根据所估计的目标运动模态转入相应的单模匹配跟踪,避免了多模型间的竞争,解决了现有临近空间高超声速跟踪算法存在计算复杂,模型竞争大导致跟踪精度低等问题。本发明具有计算量小和跟踪精度高,有效的提升了跟踪系统的整体性能。



1. 一种基于目标模态估计的临近空间高超声速目标跟踪方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤 1、将雷达采集到的量测数据进行目标航迹起始;

步骤 2、利用交互多模跟踪 IMM 算法估计匀速运动模型、匀加速运动模型和拐弯运动模型所对应的下一帧的模型转移概率以及目标状态;所述目标状态包括目标位置、速度与加速度;当连续统计 L 帧下匀速运动模型、匀加速运动模型和拐弯运动模型对应的转移概率、目标速度和加速度后能够确定目标当前所处的运动模态,则进入步骤 3,否则返回步骤 2;

若在 L 帧时间内,匀速模型转移概率  $u_{cv}$  一直保持最大,速度变化量  $\Delta v_k \leq \tau_v$ , 加速度变化量  $\Delta a_k \leq \tau_a$ , 则判断目标为匀速运动阶段;

若在 L 帧时间内,匀加速模型转移概率  $u_{ca}$  一直保持最大,速度变化量  $\Delta v_k \geq \tau_v$ , 加速度变化量  $\Delta a_k \leq \tau_a$ , 则判断目标为匀加速运动阶段;

若在 L 帧时间内,拐弯模型转移概率  $u_{ct}$  一直保持最大,速度变化量  $\Delta v_k \geq \tau_v$ , 加速度  $\Delta a_k \geq \tau_a$ , 则判断目标处于跳跃运动阶段;

其中,  $\tau_v$  表示速度波动门限,  $\tau_a$  表示加速度波动门限;

步骤 3、单模匹配跟踪:

3-1 确定目标运动模态后,转入单模匹配跟踪;初始化单模参数、目标初始状态;

3-2 利用单模匹配跟踪算法预测下一帧目标状态;

3-3 计算当前时刻 k 的归一化残差平方  $\varepsilon_v$  为:  $\varepsilon_v = v_x^T(k) S_x^{-1}(k) v_x(k)$ ,  $v_x$  为当前量测残差,  $S_x$  表示当前残差协方差矩阵,下标 x 表示与目标真实运动相匹配的运动模型,即  $x \in \{CV, CA, CT\}$ , CV 表示匀速运动, CA 表示匀加速运动, CT 表示跳跃运动,  $(\cdot)^T$  表示矩阵转置;当归一化残差平方  $\varepsilon_v$  小于等于门限  $\tau$  时,认为目标运动状态不变,返回步骤 3-2,当归一化残差平方  $\varepsilon_v$  大于门限  $\tau$  时,认为目标运动状态发生改变,返回到步骤 2。

2. 如权利要求 1 所述一种基于目标模态估计的临近空间高超声速目标跟踪方法,其特征在于,利用交互多模跟踪 IMM 算法估计匀速运动模型、匀加速运动模型和拐弯运动模型所对应的下一帧的目标状态的具体方法为:利用交互多模跟踪 IMM 算法得到下一帧匀速运动模型、匀加速运动模型以及拐弯运动模型下目标预测状态值  $\hat{X}_{cv}, \hat{X}_{ca}, \hat{X}_{ct}$  以及对应的状态协方差矩阵  $\hat{P}_{cv}, \hat{P}_{ca}, \hat{P}_{ct}$ , 然后更新各模型对应的目标状态  $\hat{X}_{cv}, \hat{X}_{ca}, \hat{X}_{ct}$  和相应的协方差矩阵  $\hat{P}_{cv}, \hat{P}_{ca}, \hat{P}_{ct}$ , 再估计各个模型转移概率矩阵  $\hat{u}_{cv}, \hat{u}_{ca}, \hat{u}_{ct}$ , 最后输出目标估计状态 X:  

$$X = \hat{X}_{cv} \cdot \hat{u}_{cv} + \hat{X}_{ca} \cdot \hat{u}_{ca} + \hat{X}_{ct} \cdot \hat{u}_{ct};$$

单模匹配跟踪算法估计下一帧目标状态的具体方法为:利用单模匹配跟踪算法得到下一帧目标预测状态值  $\hat{X}_x$  和状态协方差矩阵  $\hat{P}_x$ , 再更新目标状态  $\hat{X}_x$  和状态协方差矩阵  $\hat{P}_x$ ,  

$$\hat{X}_x = \hat{X}_x + K_x v_x, \quad \hat{P}_x = \hat{P}_x - K_x S_x K_x^T$$
 $K_x, v_x$  和  $S_x$  分别表示模型 x 对应的卡尔曼滤波器的增益、残差和残差协方差矩阵,且下标  $x \in \{CV, CA, CT\}$ 。

## 一种基于目标模态估计的临近空间高超声速目标跟踪方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于雷达信号处理技术,特别涉及对临近空间高超声速典型运动目标的跟踪技术。

### 背景技术

[0002] 临近空间指距离地面 20 ~ 100Km 高的空域,临近空间高超声速飞行器速度可达 4 ~ 20 马赫。目前,临近空间高超声速目标跟踪是跟踪领域的一个热点。临近空间机动目标运动的复杂性和运行环境的多变性,造成难以对此类目标建立准确跟踪模型,隐身技术的发展更加大了对临近空间高超声速目标跟踪的难度。

[0003] 目前,基于交互式多模型 (IMM) 结构跟踪算法,是一种公认最有效临近空间高超声速目标的跟踪算法。在文献“Research of Method for Tracking High Speed and Highly Maneuvering Target, International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, 1236-1239, 2006”中,提出基于交互多模结构的跟踪算法,该算法利用多个不同机动模型交互对临近空间高超声速目标进行跟踪,相较于单模跟踪具有较广的覆盖范围,有较大的机动适应性;但该算法模型间相互竞争导致跟踪精度较差,且计算量较大。

### 发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题是,提供一种跟踪精度较高,且计算量较小的临近空间高超声速目标跟踪方法。

[0005] 本发明为解决上述技术问题采用的技术方案是,一种基于目标模态估计的临近空间高超声速目标跟踪方法,包括以下步骤:

[0006] 步骤 1、将雷达采集到的量测数据进行目标航迹起始;

[0007] 步骤 2、利用交互多模跟踪 IMM 算法估计匀速运动模型、匀加速运动模型和拐弯运动模型所对应的下一帧目标状态、状态协方差矩阵以及相应的模型转移概率;所述目标状态包括目标位置、速度与加速度;当连续统计 L 帧下匀速运动模型、匀加速运动模型和拐弯运动模型对应的转移概率、目标速度和加速度后能够确定目标当前所处的运动模态,则进入步骤 3,否则返回步骤 2;

[0008] 若在 L 帧时间内,匀速模型转移概率  $u_{cv}$  一直保持最大,速度变化量  $\Delta v_k \leq \tau_v$ , 加速度变化量  $\Delta a_k \leq \tau_a$ , 则判断目标为匀速运动阶段;

[0009] 若在 L 帧时间内,匀加速模型转移概率  $u_{ca}$  一直保持最大,速度变化量  $\Delta v_k \geq \tau_v$ , 加速度变化量  $\Delta a_k \leq \tau_a$ , 则判断目标为匀加速运动阶段;

[0010] 若在 L 帧时间内,匀加速模型转移概率  $u_{ct}$  一直保持最大,速度变化量  $\Delta v_k \geq \tau_v$ , 加速度  $\Delta a_k \geq \tau_a$ , 则判断目标处于跳跃运动阶段;

[0011] 其中,  $\tau_v$  表示速度波动门限,  $\tau_a$  表示加速度波动门限;

[0012] 步骤 3、单模匹配跟踪;

[0013] 3-1 确定目标运动模态后,转入单模匹配跟踪;初始化单模参数、目标初始状态;

[0014] 3-2 利用单模匹配跟踪算法估计下一帧目标状态；

[0015] 3-3 计算当前时刻  $k$  的归一化残差平方  $\varepsilon_v$  为： $\varepsilon_v = v_x^T(k)S_x^{-1}(k)v_x(k)$ ， $v_x$  为当前量测残差， $S_x$  表示当前残差协方差矩阵，下标  $x$  表示与目标真实运动相匹配的运动模型，即  $x \in \{CV, CA, CT\}$ ， $CV$  表示匀速运动， $CA$  表示匀加速运动， $CT$  表示跳跃运动， $(\cdot)^T$  表示矩阵转置；当归一化残差平方  $\varepsilon_v$  小于等于门限  $\tau$  时，认为目标运动状态不变，返回步骤 3-2，当归一化残差平方  $\varepsilon_v$  大于门限  $\tau$  时，认为目标运动状态发生改变，返回到步骤 2。

[0016] 本发明利用交互多模型跟踪算法跟踪目标，并实时动态估计目标运动模态，通过统计目标特性判断目标运动模态；最后，根据所估计的目标运动模态转入相应的单模匹配跟踪，避免了多模型间的竞争，解决了现有临近空间高超声速跟踪算法存在计算复杂，模型竞争大导致跟踪精度低等问题。

[0017] 本发明的有益效果是，具有计算量小和跟踪精度高，有效的提升了跟踪系统的整体性能。

## 附图说明

[0018] 图 1 基于交互多模型和目标运动模态动态估计的跟踪算法流程图。

[0019] 图 2 新跟踪算法和交互多模跟踪算法跟踪误差曲线图。

[0020] 图 3 新跟踪算法和交互多模跟踪算法在不同检测概率下跟踪成功概率曲线。

[0021] 图 4 新跟踪算法和交互多模跟踪算法在不同采样率下跟踪成功概率曲线。

## 具体实施方式

[0022] 采用计算机仿真的方法进行验证本发明效果，通过 MATLAB-R2010b，实施步骤如图 1 所示：

[0023] 步骤 1、雷达数据转换

[0024] 被跟踪目标进入地基雷达扫描区域，雷达所采集到数据为量测数据  $(r, \theta, \varphi)$  和目标的多普勒信息 (Doppler)  $f_d$ ， $r$  表示目标距离、 $\theta$  表示目标方位、 $\varphi$  表示目标俯仰角。利用修正量测无偏转换法 MUCMKF 将极坐标系量测数据  $(r, \theta, \varphi)$  转换到直角坐标系下，得到转换后的量测数据  $[x_m^u, y_m^u, z_m^u]$ ，其中  $x_m^u, y_m^u, z_m^u$  分别表示转换后量测在直角坐标系下目标位置；

$$[0025] \quad x_m^u = \lambda_\theta \lambda_\varepsilon \gamma_m \cos \theta_m \cos \varepsilon_m$$

$$[0026] \quad y_m^u = \lambda_\theta \lambda_\varepsilon \gamma_m \sin \theta_m \cos \varepsilon_m$$

$$[0027] \quad z_m^u = \lambda_\varepsilon \gamma_m \sin \varepsilon_m$$

[0028] 其中，补偿因子  $\lambda_\theta = e^{-\delta_\theta^2/2}$ ， $\lambda_\varepsilon = e^{-\delta_\varepsilon^2/2}$ ， $\delta_\theta^2, \delta_\varepsilon^2$  分别表示方位角和俯仰角度的均方差， $\theta_m, \varepsilon_m$  分别表示方位角和俯仰角。

[0029] 步骤 2、目标航迹起始

[0030] 2.1 储存 3 帧转换后的量测数据，第  $k$  时刻数据  $Z(k) = \{z_1(k), z_2(k), z_3(k), \dots, z_{m_1}(k)\}$ ，第  $k+1$  时刻得到的数据集为  $Z(k+1) = \{z_1(k+1), z_2(k+1), z_3(k+1), \dots, z_{m_2}(k+1)\}$ ，第  $k+2$  时刻得到的数据集为  $Z(k+2) = \{z_1(k+2), z_2(k+2), z_3(k+2)$

, ...,  $z_{m_3}(k+2)$ }, 遍历关联连续三帧数据, 利用高度约束  $h_{\min} < h < h_{\max}$  和速度约束  $v_{\min} < v < v_{\max}$  和 Doppler 信息  $f_d$  剔除部分杂波点迹。其中,  $z_i(k)$  表示第  $k$  时刻第  $i$  个量测,  $m_1, m_2, m_3$  分别表示 3 个时刻的量测个数,  $h_{\min}, h_{\max}$  分别表示最低和最高飞行高度,  $v_{\min}, v_{\max}$  为最小和最大飞行速度。

[0031] 2.2 将余下的连续 3 帧数据投影到两个平面 ( $x$ - $z$  和  $y$ - $z$  平面), 再将两平面数据变换到参数空间,  $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ , 其中,  $(\theta, \rho)$  为参数空间中的坐标,  $(x, y)$  为直角坐标系下观测数据; 再利用修正霍夫 Hough 变换算分别对两平面量测数据进行航迹起始, 对比关联两平面起始的航迹, 进而确定目标航迹起始。为了尽可能抑制虚假航迹, 这里优选使用修正霍夫 Hough 变换。本领域其它的航迹起始方法对临近空间目标航迹起始会导致虚假航迹增多, 不利于目标跟踪, 比如直接航迹起始、修正逻辑法。

[0032] 步骤 3、利用交互多模跟踪 IMM 算法跟踪目标

[0033] 3.1 目标航迹起始后, 首先初始化目标状态  $X = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}]^T$ 、各模型转移概率  $u = [u_{cv} \ u_{ca} \ u_{ct}]$  和各模型状态协方差矩阵  $P_{cv}, P_{ca}, P_{ct}$ 。假设前 3 个时刻的量测值分别为  $Z(1), Z(2), Z(3)$ , 且  $Z(i) = [x(i), y(i), z(i)]^T$ , 观察噪声协方差矩阵  $R$ ;

[0034] 其中,  $R$  通过量测转换方程直求得;

[0035] 系统状态初始化:

$$[0036] \quad X = \begin{bmatrix} x(3) \\ (x(3)-x(2))/T \\ ((x(3)-x(2))/T - (x(2)-x(1))/T)/T \\ y(3) \\ (y(3)-y(2))/T \\ ((y(3)-y(2))/T - (y(2)-y(1))/T)/T \\ z(3) \\ (z(3)-z(2))/T \\ ((z(3)-z(2))/T - (z(2)-z(1))/T)/T \end{bmatrix}$$

[0037] 其中,  $[x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}]^T$  分别表示  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴上的位置、速度和加速度;  $[u_{cv}, u_{ca}, u_{ct}]$ ,  $[P_{cv}, P_{ca}, P_{ct}]$  分别为匀速模型、匀加速模型和拐弯模型所对应的模型概率和状态协方差矩阵, 且  $u_{cv} + u_{ca} + u_{ct} = 1$ ;

[0038] 3.2 利用交互多模型跟踪算法, 预测匀速运动 CV 模型、匀加速运动 CA 模型和拐弯运动 CT 模型所对应的下一帧目标状态分别为  $\hat{X}_{cv}, \hat{X}_{ca}, \hat{X}_{ct}$ , 相应的状态协方差矩阵为  $\hat{P}_{cv}, \hat{P}_{ca}, \hat{P}_{ct}$ ;

[0039] 3.3 利用预测值估计各个模型所对应的目标状态  $\hat{X}_{cv}, \hat{X}_{ca}, \hat{X}_{ct}$ 、目标状态协方差矩阵  $\hat{P}_{cv}, \hat{P}_{ca}, \hat{P}_{ct}$  以及更新各模型的转移概率  $u = [\hat{u}_{cv} \ \hat{u}_{ca} \ \hat{u}_{ct}]$ ;

[0040] 各模型状态更新:

[0041]

$$\hat{X}_{cv} = \hat{X}_{cv} + K_{cv} v_{cv}$$

[0042]

$$\hat{X}_{ca} = \hat{X}_{ca} + K_{ca} v_{ca}$$

[0043]

$$\hat{X}_{ct} = \hat{X}_{ct} + K_{ct} v_{ct}$$

[0044] 各模型状态协方差更新：

[0045]

$$P_{cv} = \hat{P}_{cv} - K_{cv} S_{cv} K_{cv}^T$$

[0046]

$$P_{ca} = \hat{P}_{ca} - K_{ca} S_{ca} K_{ca}^T$$

[0047]

$$P_{ct} = \hat{P}_{ct} - K_{ct} S_{ct} K_{ct}^T$$

[0048] 估计各个模型的转移概率：

$$[0049] \quad C_j = \sum_{i=1}^N p_{ij} u_i(k-1)$$

$$[0050] \quad \Lambda^x = \frac{1}{\sqrt{2\pi |S_x|}} e^{-\frac{1}{2} v_x^T S_x^{-1} v_x}$$

$$[0051] \quad c = \sum_{j=1}^N \Lambda_j C_j$$

$$[0052] \quad \hat{u}_x = \frac{1}{c} \Lambda^x C_x$$

[0053] 其中, N 表示交互模型个数,  $u_i(k-1)$  表示上一帧模型 i 的转移概率, p 为已知的模型转移概率矩阵,  $K_i$ 、 $v_i$  和  $S_i$  分别表示模型 i 对应的卡尔曼滤波器的增益、残差和残差协方差矩阵, 且下标  $i \in \{CV, CA, CT\}$ ；

[0054] 3.4 根据模型转移概率  $u = [\hat{u}_{cv} \quad \hat{u}_{ca} \quad \hat{u}_{ct}]$  和各模型所估计目标状态  $\hat{X}_{cv}, \hat{X}_{ca}, \hat{X}_{ct}$  交互输出估计目标状态 X。

$$[0055] \quad X = \hat{X}_{cv} \bullet \hat{u}_{cv} + \hat{X}_{ca} \bullet \hat{u}_{ca} + \hat{X}_{ct} \bullet \hat{u}_{ct}$$

[0056] 步骤 4、目标运动模态估计

[0057] 在利用交互多模跟踪算法跟踪目标的同时, 假设第 k 时刻的模型转移概率和目标状态分别为  $u(k) = [u_{cv}(k) \quad u_{ca}(k) \quad u_{ct}(k)]$  和  $\hat{X}_k = [x \quad \dot{x} \quad \ddot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad \ddot{y} \quad z \quad \dot{z} \quad \ddot{z}]^T$ , 速度和加速度分别为  $v_k, a_k$ ; 统计连续 L 帧模型转移概率 u、目标速度和加速度信息, 在 L 帧时间内对目标运动特性的统计, 判断目标当前所处的运动模态：

[0058] 目标运动模态识别方法：

[0059] 若在 L 帧时间内, 匀速模型概率  $u_{cv}$  一直保持最大, 速度变化量  $\Delta v_k \leq \tau_v$ , 加速度变化量  $\Delta a_k \leq \tau_a$ , 则判断目标为匀速运动阶段。

[0060] 若在 L 帧时间内, 匀加速模型概率  $u_{ca}$  一直保持最大, 速度变化量  $\Delta v_k \geq \tau_v$ , 加速度变化量  $\Delta a_k \leq \tau_a$ , 则判断目标为匀加速运动阶段。

[0061] 若在 L 帧时间内, 匀加速模型概率  $u_{ct}$  一直保持最大, 速度变化量  $\Delta v_k \geq \tau_v$ , 加速度  $\Delta a_k \geq \tau_a$ , 则判断目标处于跳跃运动阶段。

[0062] 其中,  $\tau_v$  表示速度波动门限,  $\tau_a$  表示加速度波动门限。

[0063] 步骤 5、单模匹配跟踪算法

[0064] 5.1 确定目标运动模态后, 转入单模匹配跟踪; 初始化单模参数, 目标初始状态  $X = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}]^T$  和目标转移概率矩阵  $P_0$ 。

[0065] 5.2 利用单模匹配跟踪算法预测目标下一帧状态  $\hat{X}_x$  和相应的误差协方差矩阵  $\hat{P}_x$ 。

[0066] 其中, 下标 x 表示与目标真实运动相匹配的运动模型, 即  $x \in \{CV, CA, CT\}$ 。CV 表示匀速运动; CA 表示匀加速运动; CT 表示拐弯运动。

[0067] 5.3 利用预测值估计目标状态和相应的状态协方差矩阵:

[0068]

$$\hat{X}_x = \hat{X}_x + K_x v_x$$

[0069]

$$\hat{P}_x = \hat{P}_x - K_x S_x K_x^T$$

[0070] 其中,  $K_x$  为卡尔曼滤波器增益,  $v_x$  为量测残差,  $S_x$  表示残差协方差矩阵。

[0071] 5.4 对目标每一时刻所估计状态的残差和残差协方差进行评估, 第 k 时刻归一化残差平方为:

$$[0072] \quad \varepsilon_v = v_x^T(k) S_x^{-1}(k) v_x(k)$$

[0073] 其中,  $\varepsilon_v$  服从具有自由度为  $n_z$  的  $\chi^2$  分布,  $n_z$  表示量测维数。

[0074] 当  $\varepsilon_v$  超过门限  $\tau$  时, 认为目标运动状态发生改变, 返回到步骤 3。

[0075] 仿真结果如图 2、图 3、图 4 所示, 本发明跟踪算法和现有 IMM 算法跟踪相比, 计算量更小和跟踪精度更高, 在不同检测概率下跟踪成功概率更高, 在不同采样率下跟踪成功概率更高, 使跟踪整体得到性能提升。

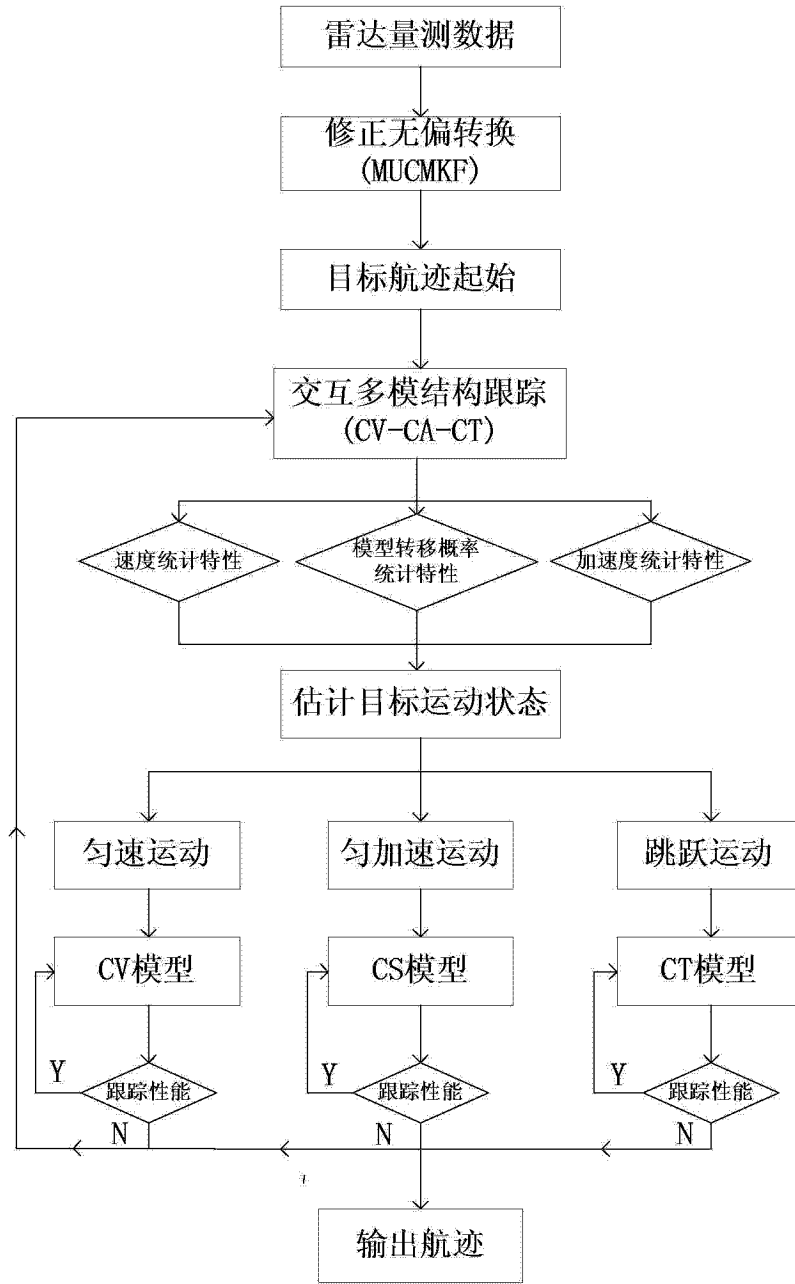


图 1



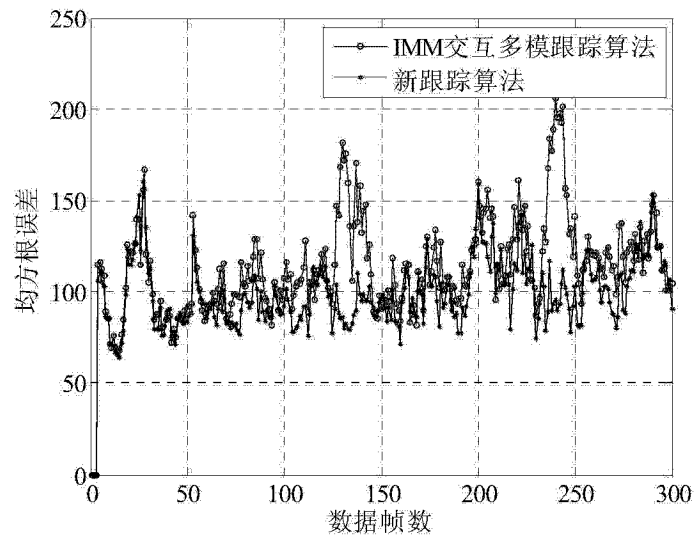


图 2

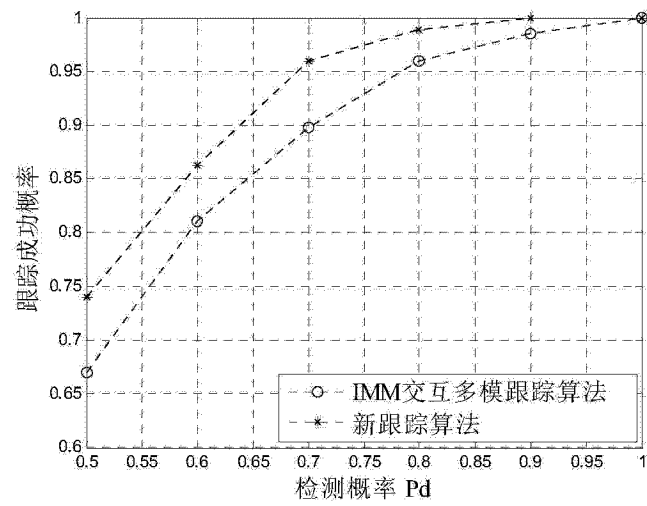


图 3

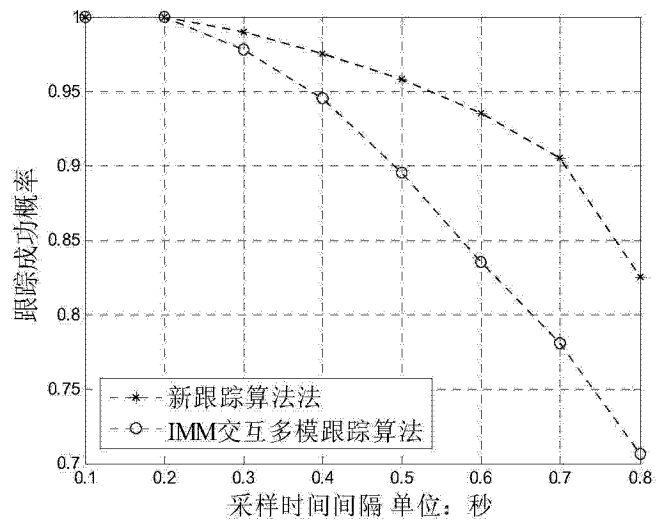


图 4