

# 数据融合理论基础概念知识手册

Seafood

2020 年 10 月 12 日



# 目录

<b>第一章</b>	<b>多目标跟踪算法</b>	<b>5</b>
1.1	交互式多模型原理 . . . . .	5
1.1.1	输入交互 . . . . .	5
1.1.2	滤波器滤波 . . . . .	6



# 第一章 多目标跟踪算法

## 1.1 交互式多模型原理

交互式多模型 IMM(Interacting Multiple Model) 控制算法的主题思想是基于贝叶斯理论而提出的模型间的自动识别与切换, 在任意跟踪时刻, 通过设置对应目标**可能模型数量的模型滤波器**来进行实时的机动模型检测, 对每一个滤波器设置权重系数和模型更新的概率, 最后加权计算得出当前最优估计, 从而达到模型自适应跟踪的目的。

由图可以看出, 一次交互式多模型跟踪的算法主要包含以下四个步骤即输入模型交互、滤波器滤波、概率模型的更新和新的数据融合。

假设在交互式多模型算法中设置  $r$  个运动模型, 其状态方程为

$$X(k+1) = A_j X(k) + W_j(k) \quad j = 1, 2, 3, \dots, r$$

其中  $X(k)$  为系统的状态向量,  $A_j$  为目标的状态转移矩阵,  $W_j(k)$  为均值为 0, 协方差矩阵为  $Q_j$  的高斯白噪声。

模型集中任意模型  $j$  的观测方程为

$$Z(k) = H_j X(k) + V_j(k)$$

其中  $Z(k)$  为量测向量,  $H_j$  为模型  $j$  的观测矩阵,  $V_j(k)$  为均值为 0, 协方差为  $R$  的白噪声矩阵, 模型转换矩阵可以表示为:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & \dots & p_{1r} \\ & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & & p_{rr} \end{pmatrix}$$

其中,  $p_{ij}$  表示模型  $i$  到模型  $j$  的转移矩阵。

### 1.1.1 输入交互

根据前一时刻系统状态估计和协方差估计来推测当前时刻量值  $Z(k)$ , 然后对模型进行重新初始化计算, 其中新的初始值是通过不同模型之间的马尔科夫运算矩阵获得的, 对模型  $k-1$  时刻的状态最优估计值和估计协方差矩阵进行如下设定:

$$X_j(k-1|k-1) \text{ and } p_j(k-1|k-1)$$

则进一步推导出交互后模型的初始条件:

$$X^{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r X^j(k-1|k-1) u_{ij}(k-1|k-1) \quad j = 1, 2, \dots, r$$

$$p^{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r u_{ij}(k-1|k-1) \{p^j(k-1|k-1) + [x^j(k-1|k-1) - x^{0j}(k-1|k-1)] [x^j(k-1|k-1) - x^{0j}(k-1|k-1)]^T\}$$

其中,

$$u_{ij}(k-1|k-1) = \frac{p_{ij}u_i(k-1)}{\bar{c}_j}$$

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^n p_{ij}u_i(k-1)$$

### 1.1.2 滤波器滤波

由于卡尔曼滤波算法跟踪效果优良, 顾通常将该算法用于多模型交互跟踪中对目标进行滤波和预测,  $k-1$  时刻  $j$  模型输入为最优估计  $X^{0j}(k-1|k-1)$  和更新协方差  $p^{0j}(k-1|k-1)$ , 跟踪过程与单模型卡尔曼滤波算法类似, IMM 算法的卡尔曼滤波过程如下:

其卡尔曼滤波一次预测方程和预测协方差矩阵为:

$$X^j(k|k-1) = A_j X^{0j}(k-1|k-1)$$

$$p^j(k|k-1) = A_j p^{0j}(k-1|k-1) A_j^T + Q_j$$

卡尔曼滤波增益为:

$$K_j(k) = p^j(k|k-1) H^T [H p^j(k|k-1) H^T + R_j]^{-1}$$

$k$  时刻对应单个滤波器输出的系统状态估计和协方差估计分别为:

$$X^j(k|k) = X^j(k|k-1) + K_j(k) [Z(k) - H X^j(k|k-1)]$$

$$p^j(k|k) = [I - K_j(k) H] p^j(k|k-1)$$