

doi: 10.7690/bgzdh.2016.10.015

基于卡尔曼滤波的 AR 模型无人自主空中加油预测制导策略

齐泉林, 宋科璞, 朱雪耀
(西安飞行自动控制研究所, 西安 710065)

摘要: 为了改善无人机自主空中加油(AAR)“捕获”阶段中受油机对锥套的“被动跟随”状况, 提出一种基于卡尔曼滤波的 AR 模型无人自主空中加油预测制导策略。利用自回归(auto regressive, AR)模型预测锥套飘摆的未来位置作为受油机导航点, 并依据卡尔曼(Kalman)滤波原理对模型进行参数估计, 通过加油仿真试验现象对提出方案的实时性能进行定量分析, 并提出 4 种提高实时性的优化措施。仿真结果表明: 该算法具有极高的预测精度, 改善后的方案满足空中加油场景的实时性要求, 能够使加油对接成功率显著提高, 对无人机自主空中加油技术的实现具有较重要的意义。

关键词: 无人机自主空中加油; 预测制导; 自回归模型
中图分类号: TP241.3 **文献标志码:** A

AAR Predictive Guidance Scheme with AR Model Based on Kalman Filter

Qi Quanlin, Song Kepu, Zhu Xueyao
(Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Xi'an 710065, China)

Abstract: To improve the passive tracking situation of receiver for drogue in AAR's "capture" phase, predictive guidance scheme was implemented. With help of AR model, predicted drogue position was regarded as target point of receiver, and parameters of the model were estimated by Kalman filter principle. Phenomena throughout the AAR simulation experiment were analyzed quantitatively, and four optimization measures were proposed to improve real-time performance of the scheme. The simulation results indicate that proposed algorithm possesses high prediction precision and that optimized scheme significantly enhance success rate of AAR, which is of crucial importance in achievement of AAR technique.

Keywords: AAR; predictive guidance; auto regressive model

0 引言

在无人机自主空中加油中最关键的“捕获”阶段, 加油软管末端的锥套因受到来自大气紊流、机翼尾流和受油机前向头波等扰流的干扰, 将出现无规则的快速随机运动; 而后方无人受油机由于受到机动性和响应带宽等因素的制约, 对锥套快速随机运动的跟随较慢, 出现“有心而无力”的被动状态, 难以实现有效对接。针对以上问题, 国内的研究主要通过建立细致的对象模型, 使仿真环境尽可能地接近真实流场情况^[1-5]; 但以视觉导航系统直接提供的当前位置作为导航点, 并不能解决受油机“慢”动态难以追随锥套“快”动态这一关键问题。

美国 NASA 则采用演示验证飞行的方式^[6], 根据视频录像离线建立锥套运动模型, 但存在以下问题: 成本巨大, 难度颇高; 且在不同的大气环境中, 流场对锥套的作用效果不同, 仅通过若干次演示飞行得到的锥套运动情况难以表征不同大气环境作用下的一般规律。

结合以上技术现状, 针对这一工程实际问题, 笔者提出受油机预测制导的技术设想, 即利用一种

预测模型, 通过对锥套随机运动历史数据信息的融合考虑, 预测未来对接碰撞时刻点锥套最可能出现的空间位置。这是一种“超前控制”的制导策略, 旨在将飞行员人感系统的预先判断能力融合进无人受油机的制导控制系统, 从而为受油机的机动作提供充足的时间提前量。

1 基于 Kalman-AR 模型的预测制导

自回归(auto regressive, AR)模型是一种用来表征和预测时间序列数据的方法。

AR 模型的原理是: 通过对一组已有的历史数据进行线性组合, 给出关心时刻的预测信息。其一般表达式如下:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p a_i y(t-i) + \zeta_t \quad (1)$$

式中: $y(t)$ 表示 AR 模型在 t 时刻的输出, 即 t 时刻的预测值; 时间序列 $\{y(t), t=1, 2, \dots, N\}$ 为已经获得的历史数据; N 为用于建立模型的个数, 如果研究对象是物体的运动规律, 那么 $\{y(t), t=1, 2, \dots, N\}$ 将表示物体的历史位置; $\{a_i, i=1, 2, \dots, p\}$ 表示对应历史

收稿日期: 2016-07-24; 修回日期: 2016-08-20

作者简介: 齐泉林(1991—), 男, 陕西人, 硕士, 工程师, 从事无人飞行器飞行管理、飞行控制律设计研究。

时刻数据的权值，即 AR 模型的待定系数： $\{\zeta_t, t=1,2,\dots,p\}$ 表示零均值的白噪声序列； p 表示模型阶数。

由式 (1) 可知，如果确定了模型阶数 p 和待定系数向量 $\{a_i, i=1,2,\dots,p\}$ ，那么 AR 模型在时刻 t 的输出 $y(t)$ 便能够确定；因此，利用 AR 模型对无规则运动进行预测的关键在于，通过相应方法确定模型的阶数 p ，并找到最合适的待定系数向量 $\{a_i, i=1,2,\dots,p\}$ ，使模型能够尽可能准确地描述研究对象的运动规律。

1.1 AIC 准则确定模型阶数 p

对于某一确定的对象，描述其运动规律常用的经验模型阶数 p 能够在某种程度上决定建立模型所需的样本容量 N 。使用 AR 模型对物体运动轨迹进行预测时，首要工作就是选取最优的模型阶数 p 。

在无人自主空中加油的预测制导这一问题上，考虑采用 Akaike 信息准则 (akaike information criterion, AIC)^[7] 来选取 p 值。

AIC 准则由日本学者 Akaike 提出，是一种最佳准则函数的方法，即确定出一个准则函数，此函数既考虑模型拟合对原始运动规律的接近程度，同时还考虑模型中待定系数的个数^[8]，力求在保证预测精度的前提下，尽量做到“精兵简政”。具体算法为：

1) 选择最大阶数 M ，一般取 $M=N/3$ (N 为建立模型时使用的历史数据样本容量)；

2) 对于阶数为 p 的 AR 模型 $AR(p)$ ，令 $S_p(N)$ 为预测得到的残差平方和，

$Y(i) = (y(i-1), y(i-2), \dots, y(i-p))$; ($i = p+1, \dots, N$)，(2) 则计算残差平方和

$$S_p(N) = \sum_{i=p+1}^N (y(i) - \hat{\theta}_p Y^T(i))(y(i) - \hat{\theta}_p Y^T(i))^T \quad (3)$$

其中 $\hat{\theta}_p$ 表示模型 $AR(p)$ 对应的最优估计参数向量， $\hat{\theta}_p = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p)$ ，并计算阶数 p 下模型的准则函数：

$$I(p) = \ln(S_p(N)/N) + 2p/N \quad (4)$$

3) 依次计算模型阶数 $p=1,2,\dots,M$ 时， $AR(p)$ 对应的残差平方和 $S_1(N), S_2(N), \dots, S_M(N)$ 与准则函数 $I(1), I(2), \dots, I(M)$ ，若当 $p = \hat{p}$ 时，有

$$I(\hat{p}) = \min\{I(p)\}, (p=1,2,\dots,M), \quad (5)$$

则 \hat{p} 为预报模型 $AR(p)$ 的最优阶数。

1.2 $AR(p)$ 的预报模型

在确定了当前自回归模型对应的最优阶数 p 和

待定参数向量的最优估计 $\hat{\theta}_p = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p)$ 后，可根据需要对物体未来 l 步的运动位置进行预测：

1) $l=1$ 时，有 $\hat{y}(t+l) = \sum_{i=1}^p \hat{a}_i y(t+l-i)$ 。 (6)

2) $1 < l \leq p$ 时，有

$$\hat{y}(t+l) = \sum_{i=1}^{l-1} \hat{a}_i \hat{y}(t+l-i) + \sum_{i=l}^p \hat{a}_i y(t+l-i) \quad (7)$$

3) $l > p$ 时，有

$$\hat{y}(t+l) = \sum_{i=1}^p \hat{a}_i \hat{y}(t+l-i) \quad (8)$$

其中： $l=1,2,\dots$ 为预报步数； \hat{y} 表示预测值； y 表示实测值。当阶数 p 和参数向量 $\hat{\theta}_p = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p)$ 确定后，便可利用式 (6)~式 (8) 对运动物体的位置进行预报。

1.3 算法预测性能验证

算法性能验证分 3 步进行：

首先，构造简单的正弦风叠加扰动，评估 AR 模型在良好风场环境下，对扰动的预估能力。将建立 AR 模型所需的样本数据个数设定为 $N=100$ ，即每次选取扰动值中距离当前时刻最近信息采样点的 100 个历史位置作为预报依据，递推建立 AR 预测模型，并利用式 (6)~式 (8) 对下一时刻扰动值进行预测。仿真曲线如图 1 所示。

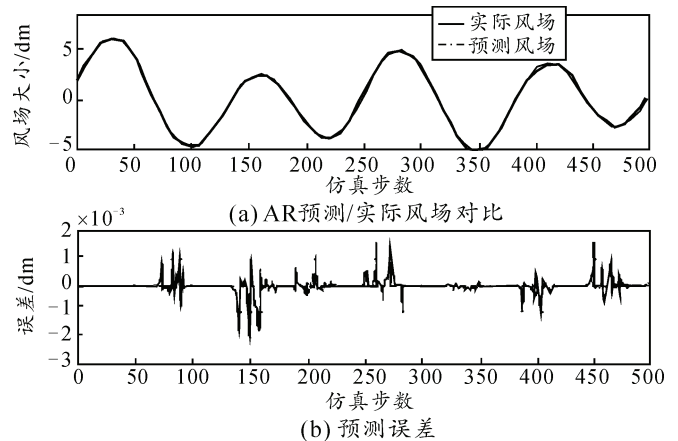


图 1 较剧烈风场环境下 AR 模型的预测性能

从仿真结果可得：所构造的风扰动尺度 (幅值) 在 60 cm 左右，属于较为剧烈的扰动；从第 70 个数据点开始，不断对下一个采样点进行预报；从第 2 行的曲线可以看出，预报误差基本被控制在 0.02 cm 的数量级，即整个过程的预测精度保持在 $(60-0.02)/60 \approx 99.97\%$ 以上，完全满足预测要求。

其次，作为对比，使用线性最小二乘法 (LS) 对完全相同的扰动风场带来的位置偏差进行预测，仿真结果如图 2 所示。

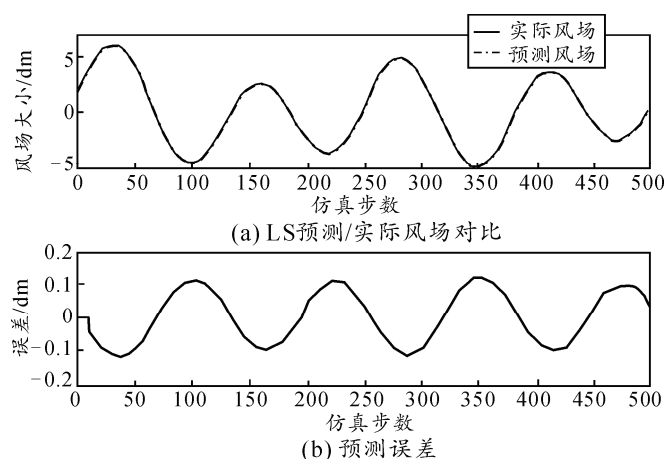


图2 较剧烈风场环境下LS方法预测性能

可以看出：对于同样的扰动信号，LS方法进行单步预测的误差尺度在 10^{-1} dm 数量级，和基于Kalman滤波进行参数估计的AR模型的预测效果相比，误差尺度高了2个数量级；因此，可以得出结论，基于Kalman滤波进行参数估计的AR模型预测精度要远远高于传统的线性最小二乘方法。

通过以上验证可以得到结论：基于卡尔曼滤波算法的AR预测模型，在正弦风叠加扰动下加油锥套欠规律运动的预测上，能够达到很高的精度，适用于对剧烈风场扰动下锥套未来位置的预测。

2 受油机预测制导方案实施

根据前述的自主空中加油的设计流程、制导策略和AR模型预测方法，笔者按照以下步骤实现无人受油机的预测制导方案：

步骤1：准备加油的无人机判断是否与加油锥套进入“捕获”阶段。如果进入“捕获”阶段，进入步骤2；如果未进入“捕获”阶段，重新判断是否与加油锥套进入“捕获”阶段；

步骤2：无人机通过摄像头采集、储存并更新锥套历史位置信息；

步骤3：根据更新的锥套历史位置信息建立预测模型；

步骤4：通过预测模型的阶数，确定本次预测所需的历史位置信息，将所述本次预测所需的历史位置信息输入预测模型，对未来对接时刻的锥套位置进行预测，得到预测值；

步骤5：将所述预测值作为导航点提供给本无人机；

步骤6：无人机判断是否完成对接，如果否，返回步骤2；否则流程结束。

其中步骤3具体包括：

将步骤2中更新得到的加油锥套空间位置的量测数据，定义为时间序列 $\{y(t), t=1, 2, \dots, N\}$ ， N 为用于建立模型的数据个数；根据用于确定模型阶数的AIC准则，依次令模型阶数 $p=1, 2, \dots, M$ ($M < N$)；针对每个 p 值，按如下步骤^[8]进行操作：

首先，令 $\{Y^T(i), i=p+1, p+2, \dots, N\}$ 为系统输入向量，且

$$\begin{bmatrix} Y(p+1) \\ Y(p+2) \\ \vdots \\ Y(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(p) & y(p-1) & \cdots & y(1) \\ y(p+1) & y(p) & \cdots & y(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(N-1) & y(N-2) & \cdots & y(N-p) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

则锥套历史位置输入向量 $Y^T(p+1), Y^T(p+2), \dots, Y^T(N)$ ，对应的未来一步希望输出为 $y(p+1), y(p+2), \dots, y(N)$ 。

其次，根据Kalman滤波算法的递推式，依次计算 $t=p+1, p+2, \dots, N$ 时，

$$\left. \begin{aligned} g(t) &= K(t-1)Y^T(t)[Y(t)K(t-1)Y^T(t) - \sigma_\varepsilon^2]^{-1} \\ \beta(t) &= y(t) - Y^T(t)\hat{\theta}(t-1) \\ \hat{\theta}(t) &= \hat{\theta}(t-1) + g(t)\beta(t) \\ K(t) &= K(t, t-1) - g(t)Y^T(t)K(t, t-1) \\ K(t+1, t) &= K(t) + Q(t) = K(t) + qI \end{aligned} \right\}. \quad (10)$$

其中： $g(t)$ 表示Kalman增益，是 $p \times 1$ 向量；新息过程 $\beta(t) = y(t) - Y^T(t)\hat{\theta}(t-1)$ 为标量； $\hat{\theta}(t)$ 表示对AR模型的参数向量 $\theta(t) = (a_1, a_2, \dots, a_p)$ 的估计，也是递推算式最终需要优化的变量； $K(t)$ 为状态滤波误差相关阵， $K(t+1, t)$ 为状态预报误差相关阵。系统的观测方程^[9]是：

$$y(t) = Y(t)\theta^T(t) + \varepsilon(t). \quad (11)$$

σ_ε^2 是式(11)中估计误差 $\varepsilon(t)$ 的方差。围绕 $\theta(t)$ 建立随机游动模型：

$$\theta(t+1) = \theta(t) + v(t). \quad (12)$$

$Q(t)$ 表示式(12)中 $v(t)$ 的相关矩阵； q 为 $v(t)$ 的方差。

递推的初始条件： $\hat{\theta}(0) = 0, K(1, 0) = cI$ ，其中 c 为正常数。

最后，当 $t=N$ 时，所述模型阶数 p 对应的递推计算结束，所得到的估计参数 $\hat{\theta}(N)$ 即为所述模型阶数 p 对应的最优参数向量。

得到 $\hat{\theta}(N)$ 后，根据AIC准则，根据式(2)~式(5)，得到 \hat{p} ，则 \hat{p} 为本次预测中所建立的预报模型

AR(p)的最优阶数， \hat{p} 对应的参数向量 $\hat{\theta}(N)$ 即为本次预测中所建立的预报模型 AR(p)的最优参数向量；这样，便得到了本次预测所需的完整模型：

$$\hat{y}(t+l) = \hat{a}_1 y(t-1) + \hat{a}_2 y(t-2) + \dots + \hat{a}_p y(t-\hat{p}) \quad (13)$$

其中： t 为当前时刻； l 为所需预测步数； $\hat{y}(t+l)$ 为待预测的未来 l 步的锥套位置； $\{\hat{a}_i, i=1,2,\dots,\hat{p}\}$ 为最优参数向量 $\hat{\theta}(N)$ 的 \hat{p} 个分量； $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-\hat{p})$ 为步骤 2 更新得到的锥套最新的 \hat{p} 个历史位置数据。

步骤 4 包括：

首先，根据步骤 3 得到的预测模型，选取本次预测所需的锥套最新的 \hat{p} 个历史位置数据，即 $Y(t) = \{y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)\}$ ，作为 t 时刻预报模型的输入向量；其次，根据机载设备采集到的无人受油机相对加油机的前向待飞距离 S_r 和相对抵近速度 v_r 来确定对接发生的剩余时间，即需要预测的时间 $T_r = S_r / v_r$ ；利用 T_r 与飞控计算机的运算时间步长作商，得到需要预测的步数 l 。

设 $\hat{\theta}(t) = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p)$ 为步骤 3 得到的预测模型的最优参数向量， \hat{p} 为步骤 3 得到的模型阶数。利用式 (6)~式 (8) 对未来 l 步的锥套位置进行预测，得到的 $\hat{y}(t+l)$ 作为本次预测的最终结果，传递给步骤 5。

整个预测制导方案的总体流程如图 3 所示。

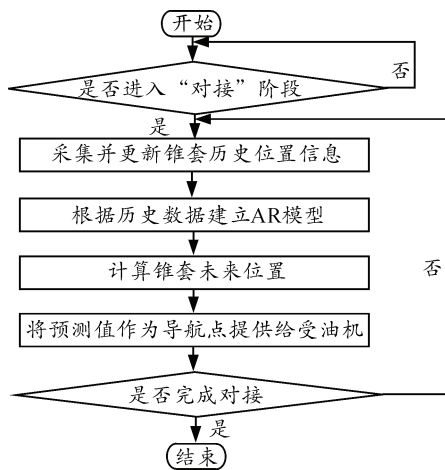


图 3 预测制导方案流程

总的说来，这一预测指导策略的优点在于：在有人机加油过程中，将受油机飞行员通过人感对锥套位置进行“预先判断”的能力融入无人机制导策略，为受油机的机动跟随提供一定的时间提前量，以达到提高对接成功率的目的。所采用的基于卡尔

曼滤波算法的 AR 模型，在预报精度以及收敛速度方面均具有很好的性能，并具有较强的鲁棒性，降低了实时在线预报时通信故障所引起的数据缺失对预报精度的影响。

3 预测制导方案优化设计

上述预测制导方案在具体计算过程中，由于需要的样本数过大、预测步数过多，导致实时性较差，超出空中加油仿真的实时性限制；为了更加直观地感受预测步数的增加带来计算时间的变化趋势，笔者对该预测算法的计算实时性能进行仿真分析，结果如图 4 所示。

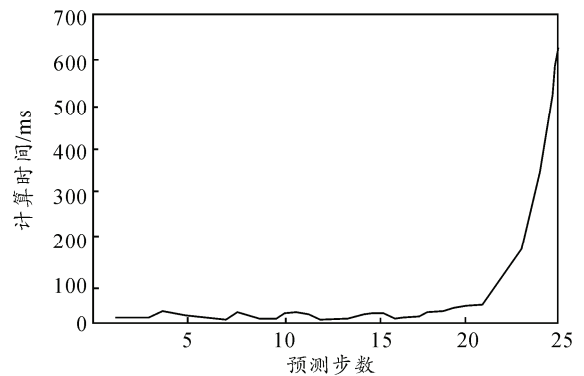


图 4 AR 模型预测算法实时性能 (N=200)

试验选择了建立模型所需的样本容量 $N=200$ ，对无规律风扰动带来的位置偏差进行预测，预测步数分别为 1,2,3...；同时记录每次预测各步数所花费的时间。从仿真曲线可以看出：在预测步数小于 20 的情况下，自回归模型的建立和对未来位置的预测基本能够满足实时性要求；而当预测步数大于 20 后，建立模型和预测所花费的时间呈指数趋势增长，大大超出了计算机的仿真步长时间。

因此，笔者将通过以下 4 种优化途径，来提升基于 Kalman 滤波进行最优参数估计的 AR 模型，预测制导方法的实时性能，使其能够适应在无人机自主空中加油“捕获”阶段，这一高实时性要求场合中的应用。

1) 增加样本数据的采样间隔。

根据“预测步数×采样间隔时间=预测时间”，在保证预测的未来时间不变的情况下，如果要减小预测步数以降低 AR 模型的计算负荷，就必须将每一步的间隔时间增加；因此，将样本数据采样周期设置为每隔 8 拍进行一次采样，相邻的历史位置信息的时间间隔扩大至原来的 8 倍；这样一来，预测相同未来时间所需的预测拍数就缩小至原来的 1/8。

另外，从实际物理意义的角度上讲，锥套在一

个采样周期内运动状态的变化依然基本可以忽略不计。拉开采样点之间的时间间隔不仅能够减小预测算法的计算负荷，而且能够从物理意义上更加全面地表征锥套运动规律。

2) 减小数据样本容量。

为了提高计算实时性，笔者将根据参数趋于平稳时的迭代次数，选取历史数据的大致样本容量。利用 AIC 准则确定某次预测的模型最优阶数 p 后，对此阶数下的模型参数收敛过程进行定量考察。其中，利用 AR(p)模型参数向量的二范数 $\|\theta\|_2$ 体现基于卡尔曼滤波算法的参数估计收敛速度，因为当待参数向量的各分量趋于平稳时，其二范数 $\|\theta\|_2$ 也会达到平稳状态。

将模型样本容量 200 修改为 30 后，使用上述方法对最优阶数 p 下迭代计算过程中的参数向量二范数进行定量考察，结果如图 5 所示。可以看出，参数向量在迭代进行到第 10 次左右便达到收敛状态，证明了该算法的快速收敛性。降低样本容量后，将 p 轮循的最大值设为 $N/2=15$ ，以保证所建立预测模型的最终阶数最优。

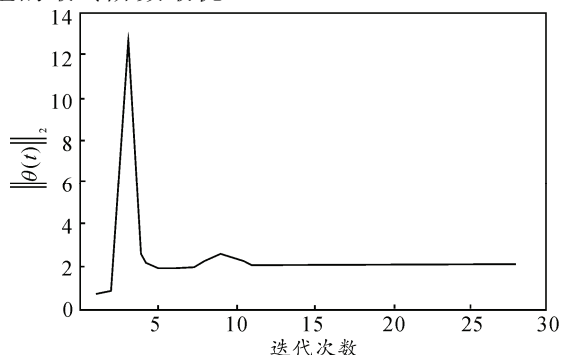


图 5 基于 Kalman 滤波算法的 AR 模型参数收敛 ($N=30$)

3) 推迟开启预测的时间。

将预测步数的上限值设为 25，即在受油探针接触加油锥套前 $25 \times 0.1 = 2.5$ s 时，AR 预测制导策略才投入使用。这项工作的意义在于，将预测制导策略应用在最关键的时间和场合，做到“好钢用在刀刃上”，实现了计算资源的高效利用。

4) 降低预测频率。

由于每间隔 0.1 s 才有新的位置数据进入队列；因此，将 AR 建模和预测的频率调整成为与采样频率一致，即预测制导策略开启后，每 0.1 s 调用一次 AR 预测。这样的做法能够减小每拍都调用所带来的巨大时间代价，大幅降低计算机的计算负荷。

完成以上 4 项优化措施后，在保证预测精度和导航点实时性要求的前提下，AR 模型预测算法的

实时性能得到了提高，优化效果十分显著。

为了验证基于卡尔曼滤波的 AR 模型预测制导方法，对受油机的空中加油对接成功率的提高是否有显著效果，笔者采用以下方法对经过优化后算法的加油对接过程进行效果验证。

4 蒙特卡罗打靶试验^[10]

蒙特卡罗方法的一般思想是：通过对某一不确定性事件的随机模拟，生成大量样本，然后对样本值进行概率统计，从而获得该不确定事件的一系列评价指标，如概率、均值、方差等。

利用蒙特卡罗方法，通过随机抽样进行求解，可表示为

$$P[g(x) \geq 0] \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(x_i) \quad (14)$$

式中： x_i 表示随机样本； N 表示随机样本的个数； $I(x_i)$ 表示指示函数，具体的算式如下式：

$$I(x_i) = \begin{cases} 1, & g(x_i) \geq 0 \\ 0, & g(x_i) < 0 \end{cases} \quad (15)$$

从式 (14) 可以看出，使用蒙特卡罗方法需要进行数量巨大的随机试验，试验的精度与样本数量 N 有一定关系。

在无人自主空中加油对接试验这一应用场景中，式 (15) 的 $g(x_i)$ 可以看作是加油锥套的半径对接成功与否判定瞬间，受油探针在 $y-z$ 平面相对于加油锥套中心的径向距离之差，即

$$g(x_i) = R_c(x_i) - dr(x_i) \quad (16)$$

其中： $R_c(x_i)$ 表示锥套半径； $dr(x_i)$ 表示对接成功与否判定瞬间，受油探针在 $y-z$ 平面相对于加油锥套中心的径向距离，进行 $x_i=N$ 次打靶试验后，所得到的蒙特卡罗概率 $P[g(x) \geq 0] \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(x_i)$ 的值，即为整个打靶试验的对接成功率。

在试验条件相同的情况下，评估的结果如图 6 所示。图中大圆圈代表直径 50 cm 的锥套判定轮廓，密集分布的小点表示在加油对接成功/失败的判定瞬间，受油探针最前端端点在 $y-z$ 平面上，相对于加油锥套的径向位置记录；其中圆形小点表示对接成功的试验，星状小点表示对接失败的试验。

从打靶结果对比中可看出，使用基于卡尔曼滤波的 AR 模型预测制导方法，一共进行了 92 次对接试验，对接成功 80 次，成功率高达 86.96%；相对于不加预测制导的 60.22%，前者的无人自主空中加油对接成功率提高了 26.47%；可见所提出算法对无人自主空中加油对接成功率的提高有显著贡献。