

参赛密码 \_\_\_\_\_  
(由组委会填写)



## 第十一届华为杯全国研究生数学建模竞赛

题 目      基于 UKF 模型和序贯实时的机动目标的跟踪与反跟踪

### 摘            要：

目标跟踪是根据传感器所获得的对目标测量信息，连续对目标运动状态进行估计，从而获取目标的运动态势及意图。目标跟踪理论在军、民用领域都有重要的应用价值。

针对第一问，本文运用 ECEF 坐标系转换模型，将雷达监测数据转换为统一的坐标。并运用无迹卡尔曼滤波(UKF)模型对监测数据进行实时滤波去噪，之后拟合成满意效果。接着，运用差分方程计算求得实时速度与加速度。对于 Data1 的数据通过本文的实时跟踪系统，得到较为平滑的航迹线与较为满意的速度和加速度结果。

针对第二问，对于多目标监测，运用序贯实时的思想以及本文提出的距离关联准则、预估位置距离关联准则、速度关联准则、加速度关联准则和机动半径判别准则进行航迹的数据关联。对于雷达一段时间只有一个回波点迹状况，提出了正向推理和反向推理方法使得航迹结果不丢失。对于 Data2 数据处理，本文得到了两条不断交叉的航迹线，确保了绝大多数的回波点迹的准确匹配。

针对第三问，本文运用实时跟踪模型，对于 Data3 的数据处理，得到了比较平滑的航迹线以及变化趋势比较规则的加速度和速度曲线。

针对第四问，根据 Data3 的数据分析，可以判断此空间目标为导弹。并运用弹道参数的轨迹生成原理，对给定的  $t$ ，迭代进行计算模拟导弹的运动，做到实时预测，并求得着落点坐标在(116.3304°E, 39.5019°N)。

针对第五问，先根据前面的跟踪模型建立非线性规划的逃逸模型，然后利用小生境遗传模拟退火算法找出实时最佳目标逃逸位置，这样确定的逃逸位置对躲避雷达追踪取得了非常满意的结果。最后为了保持对目标的跟踪，利用马尔可夫蒙特罗算法变化相应的跟踪模型。

综上所述，本文提出的基于 ECEF 坐标转换和无迹卡尔曼滤波的机动目标实时跟踪模型对于题目所给的数据进行分析，可以得到较为满意结果，并可预测到目标之后移动

路径及着落点。；另外，基于序贯实时和数据关联的多目标跟踪模型也得到较好效果。最后提出的小生境遗传模拟退火算法的逃逸模型和马尔可夫蒙特罗算法变化相应的跟踪模型，对于飞机逃逸以及雷达反逃逸具有一定的参考价值。

**关键词：**无迹卡尔曼滤波；实时跟踪；序贯实时；数据关联；小生境遗传模拟退火算法

## 一、 问题的提出

目标跟踪是指根据传感器(如雷达等)所获得的对目标的测量信息,连续地对目标的运动状态进行估计,进而获取目标的运动态势及意图。目标跟踪理论在军、民用领域都有重要的应用价值。

机动目标跟踪的难点在于以下几个方面:(1) 描述目标运动的模型即目标的状态方程难于准确建立。通常情况下跟踪的目标都是非合作目标,目标的速度大小和方向如何变化难于准确描述;(2) 传感器自身测量精度有限加之外界干扰,传感器获得的测量信息如距离、角度等包含一定的随机误差,用于描述传感器获得测量信息能力的测量方程难于完全准确反映真实目标的运动特征;(3) 当存在多个机动目标时,除了要解决(1)、(2)两个问题外,还需要解决测量信息属于哪个目标的问题,即数据关联。在一定的测量精度下,目标之间难于分辨,甚至当两个目标距离很近的时候,传感器往往只能获得一个目标的测量信息。由于以上多个挑战因素以及目标机动在战术上主动的优势,机动目标跟踪已成为近年来跟踪理论研究的热点和难点。

现有 3 组机动目标的测量数据(Data1.txt、Data2.txt、Data3.txt),本文建立模型解决以下问题:

**问题 1:** 根据 Data1.txt 数据,分析目标机动发生的时间范围,并统计目标加速度的大小和方向。建立对该目标的跟踪模型,并利用多个雷达的测量数据估计出目标的航迹。

**问题 2:** 根据 Data2.txt 数据(两个目标的实际检飞考核的飞行包线),完成各目标的数据关联,形成相应的航迹,并阐明所采用或制定的准则。若出现雷达一段时间只有一个回波点迹的状况,使得航迹不丢失的处理方法。

**问题 3:** 根据 Data3.txt 的数据,分析空间目标的机动变化规律(目标加速度随时间变化)。若采用第 1 问的跟踪模型进行处理,分析结果产生的变化。

**问题 4:** 对第 3 问的目标轨迹进行实时预测,估计该目标的着落点的坐标,给出详细结果,并分析算法复杂度。

**问题 5:** Data2.txt 数据中的两个目标已被雷达锁定跟踪。在目标能够及时了解是否被跟踪,并已知雷达的测量精度为雷达波束宽度为  $3^\circ$ (即在以雷达为锥顶,雷达与目标连线为轴,半顶角为  $1.5^\circ$  的圆锥内的目标均能被探测到);雷达前后两次扫描时间间隔最小为 0.5s。设计目标逃逸策略与方案以应对建立的跟踪模型,反之,变换跟踪策略来保持对目标的跟踪。

## 二、 问题分析

**问题 1 分析:** 对 Data1 数据进行 ECEF 坐标系转换,并运用无迹卡尔曼滤波(UKF)模型实时对监测数据进行滤波处理,之后,通过拟合计算求出比较光滑符合实际的机动目标航迹。接着,运用差分方程计算求得目标加速度及速度的方向和大小的实时值。

**问题 2 分析：**对于两个目标追踪问题，本文运用序贯实时的思想，建立两个队列对两个航迹进行数据存储。并对新测量到的航迹点先在两个队列中进行滤波处理，并运用本文提出的距离关联准则、预估位置距离关联准则、速度关联准则、加速度关联准则、机动半径判别准则这 5 个准则进行航迹的数据关联处理。对于雷达一段时间只有一个回波点迹情况，提出了正向推理和方向推理两种方法进行处理。

**问题 3 分析：**首先对 Data3 的数据进行直接的 ECEF 坐标转换，求得相应的加速度等信息。之后运用本文在第一问里提出的实时跟踪模型对 Data3 数据进行处理，并运用差分方程计算求得目标加速度的变化情况。

**问题 4 分析：**根据 Data3 的数据分析，可以判断此空间目标为导弹。并运用弹道参数的轨迹生成原理，对给定的  $t$ ，迭代进行计算模拟导弹的运动，做到实时预测，并求得着落点。

**问题 5 分析：**根据雷达波束宽度可以知道雷达的跟踪范围是一个圆锥，只要目标在圆锥内即可被跟踪到，目标要逃逸，就要在雷达扫描时间间隔内运行到圆锥外，解决该问题的重点在于在一定的时间、速度和加速条件下求目标下一时刻可运行到圆锥外的最佳位置，最佳位置的连线即是逃逸轨迹，因此该问题是大空间状态下的全局最优搜索问题，为解决该问题，本文先根据第二题的跟踪模型求出对应的圆锥方程，然后利用小生境遗传模拟退火算法找出对应的逃逸最佳位置，将最佳位置连接起来就是目标逃逸轨迹，最后为了保持对目标的跟踪，利用马尔可夫蒙特罗算法变化相应的跟踪模型。

### 三、 问题假设及符号定义

#### 3.1 问题假设

- 1、大气不出现剧烈气流扰动。
- 2、地球是椭圆球。
- 3、雷达对目标的跟踪不受其它干扰物的影响。
- 4、白色噪声服从正态分布。
- 5、对导弹着落点进行计算时，不考虑地面海拔起伏。
- 6、预测导弹轨道时不考虑导弹的机动变化。

#### 3.2 符号说明

表 3-1 文中符号说明

文中符号	意义
$L$	大地纬度
$\lambda$	大地经度
$H$	相对于参考椭球的高度
$r$	斜距
$\eta$	俯仰角

$\theta$	方位角
$w$	过程噪声
$e$	地球偏心距
$d$	距离

## 四、模型分析及建立

### 4.1 问题 1：目标跟踪模型

#### 4.1.1 坐标系转换模型

利用参考椭球体建立的地心固定坐标系(ECEF 坐标系)可以描述参考椭球体内、外和面上任意点的空间坐标<sup>[1]</sup>。其定义见图 4.1.1。原点在地球中心,  $x$  轴穿过格林威治子午线,  $z$  轴与地球的旋转轴重合,  $y$  轴位于赤道平面形成一个右手轴系。

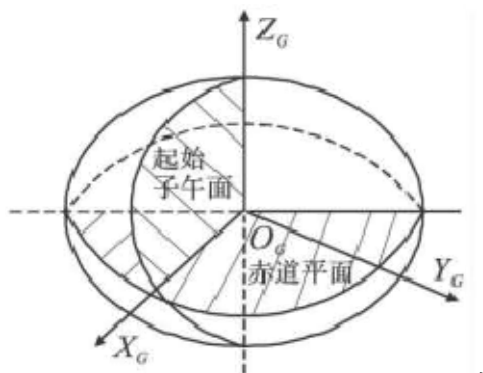


图 4.1.1 地心直角坐标系

设雷达的大地坐标为  $(L, \lambda, H)$ , 其中  $L$  代表大地纬度;  $\lambda$  代表大地经度;  $H$  代表相对于参考椭球的高度, 参考椭球是一个旋转椭球。则雷达的地心坐标  $(x, y, z)$  可以用式(4.1.1)确定。

$$\begin{cases} x = (C + H) \cos L \cos \lambda \\ y = (C + H) \cos L \sin \lambda \\ z = [C(1 - e^2) + H] \sin L \\ C = \frac{E_q}{(1 - e^2 \sin^2 L)^{1/2}} \end{cases} \quad (4.1.1)$$

式中:  $e$  和  $E_q$  分别表示地球的离心率和赤道半径。对于 WGS-84,  $e=0.0812$ ,  $E_q=6378137$  米。

假设雷达对目标的测量值为  $(r, \theta, \eta)$ , 其中,  $r$  为斜距,  $\theta$  为方位角,  $\eta$  为俯仰角。在雷达的局部笛卡尔直角坐标系中, 方位角定义为与  $x$  轴所成的角, 并规定逆时针方向为正, 俯仰角定义为与  $xoy$  平面所成的角。则目标在雷达局部笛卡尔坐标系中的坐标就可写为:

$$\begin{cases} x_l = r \cos \theta \cos \eta \\ y_l = r \sin \theta \cos \eta \\ z_l = r \sin \eta \end{cases} \quad (4.1.2)$$

由局部笛卡尔坐标系到地心坐标系的转换可以通过旋转和平移局部笛卡尔坐标系来实现，通过式(4.1.3)将目标的局部笛卡尔坐标 $(x_l, y_l, z_l)$ 转换为地心坐标系坐标 $(x_t, y_t, z_t)$ 。

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + R \times \begin{bmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{bmatrix} \quad (4.1.3)$$

其中：

$$R = \begin{bmatrix} -\sin \lambda & -\sin L \cos \lambda & \cos L \cos \lambda \\ \cos \lambda & -\sin L \sin \lambda & \cos L \sin \lambda \\ 0 & \cos L & \sin L \end{bmatrix} \quad (4.1.4)$$

$R$  称为旋转矩阵， $(x, y, z)^T$  为雷达的地心坐标系坐标。

由于雷达的系统偏差和随机测量噪声的影响，雷达对目标的测量值可以表示为：

$$\begin{bmatrix} r \\ \theta \\ \eta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{r} \\ \bar{\theta} \\ \bar{\eta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta r \\ \Delta \theta \\ \Delta \eta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta r \\ \delta \theta \\ \delta \eta \end{bmatrix} \quad (4.1.5)$$

式中： $(\bar{r}, \bar{\theta}, \bar{\eta})^T$  为目标的雷达坐标真值； $(\Delta r, \Delta \theta, \Delta \eta)^T$  雷达的系统偏差向量；

$(\delta r, \delta \theta, \delta \eta)^T$  为随机测量噪声向量，并假设为零均值的高斯噪声，其协方差矩阵为：

$$R_\delta = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\eta^2) \quad (4.1.6)$$

## 4.1.2 雷达数据处理

数据处理是对信号处理得到的点迹报告进行后期处理，以完成以下几个基本功能：  
(1)建立目标航迹，并进行航迹管理。(2)检测点迹与航迹的配对，即航迹关联。(3)目标的跟踪滤波及预测。

### 4.1.2.1 航迹起始和航迹终结算法

航迹的确认采用 $m/n$ 滑窗准则，即如果在 $n$ 次观测中，该目标航迹关联配对成功次数 $\geq m$ ，则判定该航迹确认成功，否则撤销该暂时航迹。通常可以设定航迹确认 $m/n$ 准则为 $m=2, n=3$ ，为正常航迹起始<sup>[2]</sup>。目标航迹终止采用了序列概率比检验(SPRT)算法<sup>[3]</sup>，具体算法如下：

定义参数

$$a_1 = \ln \frac{P_d / (1 - P_d)}{P_f / (1 - P_f)}, a_2 = \ln \frac{1 - P_f}{1 - P_d} \quad (4.1.7)$$

其中,  $P_d$ 和 $P_f$ 分别为检测概率和虚警概率。定义检验统计变量 $ST(k)$ 为:  $ST(k)=ma_1$  其中 $m$ 为检验数, 定义 $k$ 时刻航迹撤销门限 $Tc(k)=\ln c_1+ka_2$ , 其中  $c_1 = \beta / 1 - \alpha$ ,  $\alpha$  为漏撤概率,  $\beta$  为误撤概率。航迹终止决策逻辑可以表示为 $ST(k)<Tc(k)$ , 航迹撤销, 否则航迹维持。

#### 4.1.2.2 跟踪门的形成

航迹起始以后, 考虑航迹和点迹(观测值)的关系, 跟踪门可以用来简单地确定轨迹(航迹)/观测(点迹)的配对关系。跟踪门是跟踪空间中一块子空间, 中心位于被跟踪目标的预测位置, 其大小由接受正确回波(量测值)的概率来确定。跟踪门的形成既是限制不可能决策数目的关键环节, 又是维持跟踪或保证目标轨迹更新的先决条件。其目的有以下两点:

##### 1. 确定候选回波

当由探测器观测到回波满足某目标的跟踪门规则时, 称此回波为候选回波, 并被考虑用于更新被跟踪目标的状态。

##### 2. 建立新的暂时轨迹

当观测回波不落入任何已建立目标轨迹的跟踪门内时, 此回波可能为新的目标回波或虚警, 由此可建立新的候选目标暂时轨迹或摒弃虚警。

#### 4.1.2.3 航迹互联算法

跟踪门用来确定候选回波时, 可能多个回波同时落入某一目标的跟踪门内, 同样, 也可能同一个回波落入不同的跟踪门内, 在密集目标的跟踪情况下, 这种情况更容易出现。因此, 单单用跟踪门来处理轨迹配对是不适合的, 必须采用航迹关联算法。

快速数据关联滤波(Fast Data Association Filter, FDAF)算法重点对跟踪门相交区域中公共回波进行分析, 并综合考虑了跟踪门内其余候选波对目标航迹更新的影响。以较小的计算代价算出与联合概率数据互联法(JPDF)接近的关联概率, 能够有效地减低密集回波下多目标数据关联计算的复杂性, 并维持一定的跟踪性能。具体算法步骤见文献<sup>[3]</sup>。

#### 4.1.2.4 功能模块

通过上面的分析, 我们把跟踪模型分为六个模块: 空间校准模块、时间校准模块、点迹合并模块、航迹起始模块、跟踪门判断模块、航迹互联模块。

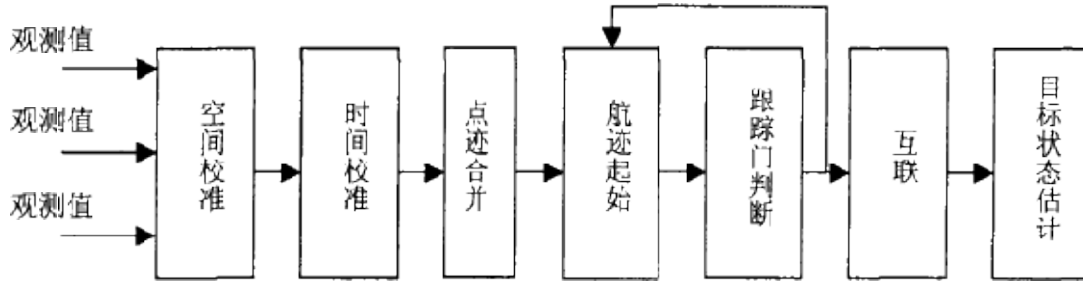


图4.1.2跟踪模型结构模块框图

#### 4.1.3 无迹卡尔曼滤波(UKF)模型

卡尔曼滤波技术是20世纪60年代初，以卡尔曼等为代表的科学家提出的一种递推式滤波算法，卡尔曼滤波根据前一个估计值与最近一个测量数据估计信号当前值，通过其状态方程及递推方式进行估计，结果是估计值。总而言之，卡尔曼滤波器是一个最优化自回归数据处理算法，对解决许多问题，它是最优的、效率是最高的。

无迹卡尔曼滤波(UKF)基本思想是无迹(UT)变换。UT变换是一种描述高斯随机变量在通过非线性变换之后的概率分布的一种方法。它通过选取一定量的带有权值的样本点，这些样本的均值、方差和原来的随机变量的均值、方差相等。然后再利用这些选取的样本点，通过非线性变化，将得到样本点的后验概率分布。通过此后验概率分布，解出通过非线性变化之后的均值和方差，进而完成非线性系统的估计<sup>[4]</sup>。

UKF的滤波过程：

- 1、 初始化状态矢量 $x_0$ 和状态估计误差协方差 $P_0$ 。
- 2、 利用上一个时刻的状态矢量 $x_k$ 和误差协方差 $P_k$ 选择采样点，并且计算权重。
- 3、 利用选择的采样点，通过状态方程，并且计算传播过后的均值和协方差，完成时间更新。
- 4、 利用采样点，通非线性的观测方程，得到量测更新。
- 5、 滤波更新。

用户状态方程和观测方程的通用表示：

$$\begin{cases} x(k) = f(x(k-1), w(k-1)) \\ y(k) = h(x(k), v(k)) \end{cases} \quad (4.1.8)$$

$X_k$ 是系统的 $n$ 维状态矢量， $y(k)$ 是第 $k$ 个时刻的 $m$ 维观测矢量， $w$ 是过程噪声， $v$ 是观测噪声。

选择sigma点：

$$\begin{cases} x_0 = \hat{x}_k \\ x_i = \hat{x}_k + (\sqrt{(n+\lambda)P_k})_i^T & i=1, \dots, n \\ x_{i+n} = \hat{x}_k - (\sqrt{(n+\lambda)P_k})_i^T & i=1, \dots, n \end{cases} \quad (4.1.9)$$

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{\lambda+n} & W_i^m = \frac{1}{2(\lambda+n)} & i=1, \dots, 2n \\ W_0^c = \frac{\lambda}{\lambda+n} + (1-\alpha^2 + \beta) & W_i^c = \frac{1}{2(\lambda+n)} & i=1, \dots, 2n \\ \lambda = \alpha^2(n+k) - n \end{cases} \quad (4.1.10)$$



其中,  $n$  是状态矢量的维数,  $(\sqrt{(n+\lambda)P_k})_i^T$  是矩阵的平方根<sup>[5]</sup>, 一般可以使用cholesky分解, 求得下三角矩阵。系数  $\alpha$  表示选取的样本点的分散程度, 一般取为一个比较小的正数, 选择范围在:  $0.001 \leq \alpha \leq 1$ ,  $k$  通常都取值为0,  $\beta$  是用来描述状态变量的分布, 通常, 在假设状态时高斯分布的时候, 最优值是2。  $W_i^m$ ,  $W_i^c$  分别表示在求解均值和方差时候第  $i$  个样本点的权值。

时间更新:

$$\begin{cases} \varepsilon_i = f(X_i) \\ \hat{X}_{k+1/k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \varepsilon_i \\ P_{k+1/k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\varepsilon_i - \hat{X}_{k+1/k})(\varepsilon_i - \hat{X}_{k+1/k})^T \end{cases} \quad (4.1.11)$$

量测更新:

$$\begin{cases} Z_i = h(\varepsilon_i) \\ \hat{Z}_{k+1/k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m Z_i \\ P_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (Z_i - \hat{Z}_{k+1/k})(Z_i - \hat{Z}_{k+1/k})^T \\ P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\varepsilon_i - \hat{X}_{k+1/k})(\varepsilon_i - \hat{Z}_{k+1/k})^T \end{cases} \quad (4.1.12)$$

#### 4.1.4 实时跟踪系统航迹处理

本文对多个雷达同时检测到的回波点迹, 采用被测物体同雷达距离的倒数作为加权求和系数, 这是因为雷达测量距离越小的目标时具有更高的精度<sup>[6]</sup>。以下分别为本文实时跟踪程序计算结果:

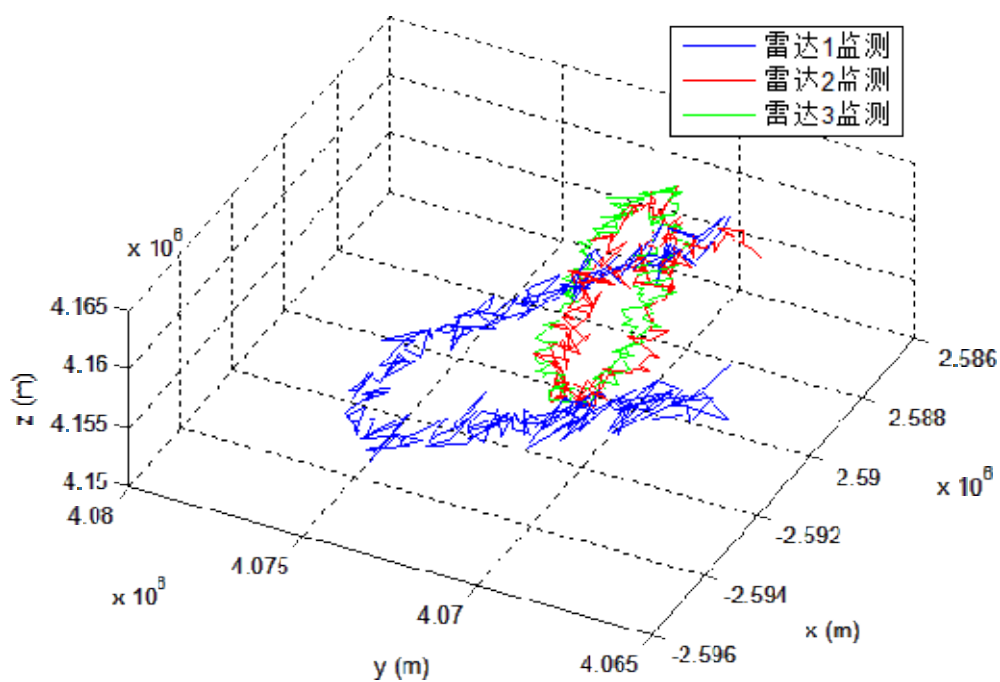


图 4.1.3 对测量结果直接进行坐标转换的航迹

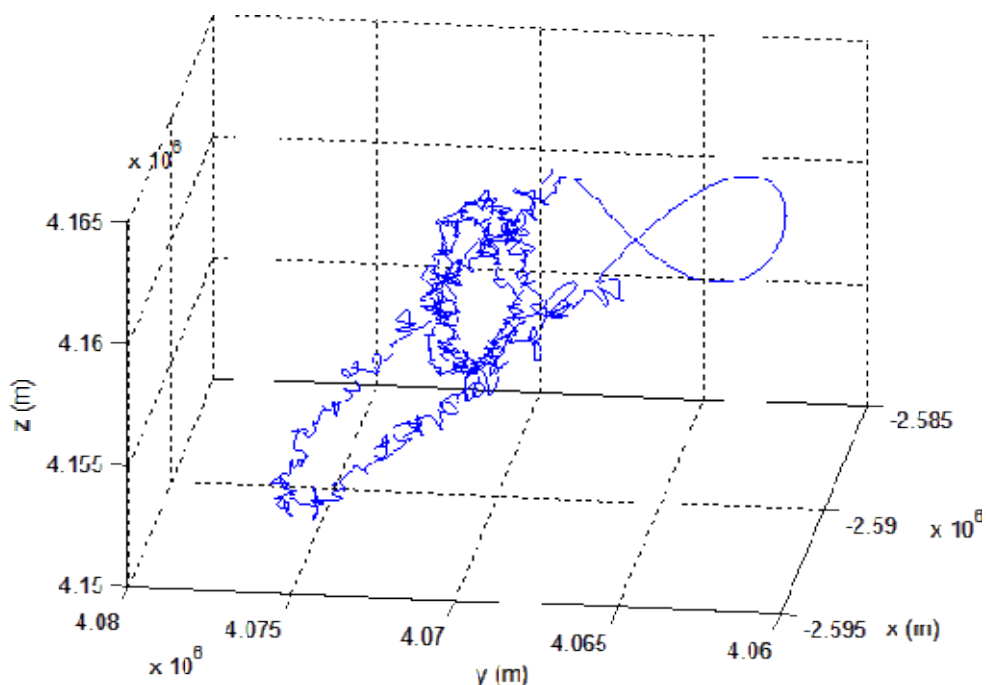


图 4.1.4 经过 UKF 滤波及拟合处理后的航迹

由上图 4.1.3 和图 4.1.4 可以看出,原始数据若经过坐标转换所绘制的航线图呈现极大地锯齿状,这会对速度和加速度的后续计算造成极大的影响,造成极大的误差。经过

UKF 滤波并拟合处理后的航迹光滑很多，且能更符合实际机动目标飞行路径。

#### 4.1.5 目标机动发生的时间范围分析及目标加速的大小和方向统计

目标机动是指目标的速度大小和方向在短时间内发生变化。根据上面的无迹卡尔曼滤波(UKF)模型滤波后，应用差分方程得出速度大小加速度大小、速度方向、加速度方向时间变化图。

**分析1：**速度大小、加速度大小变化图如下：

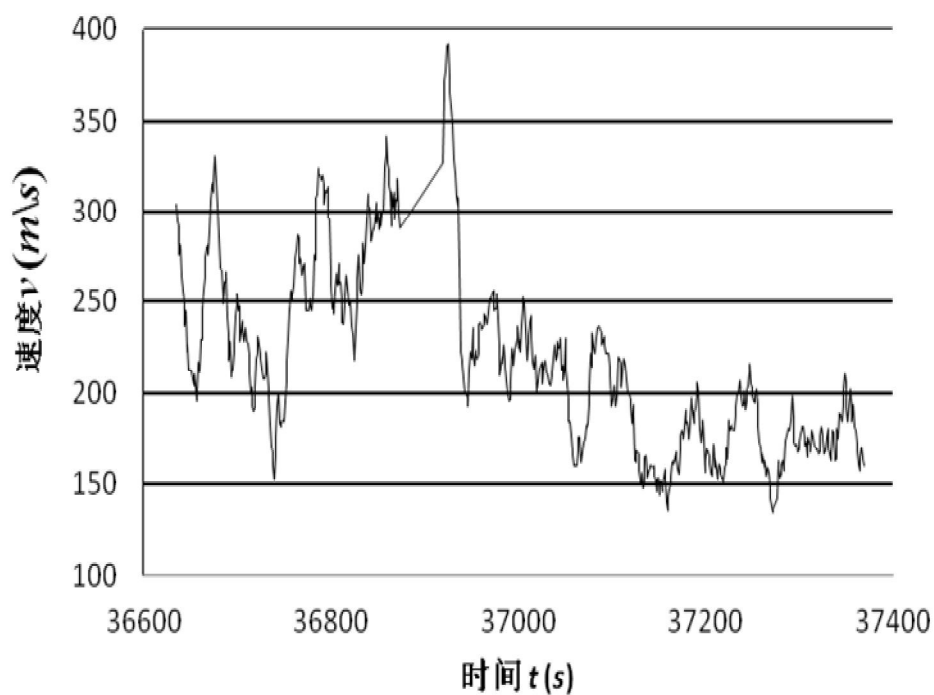


图 4.1.5 速度大小随时间变化图

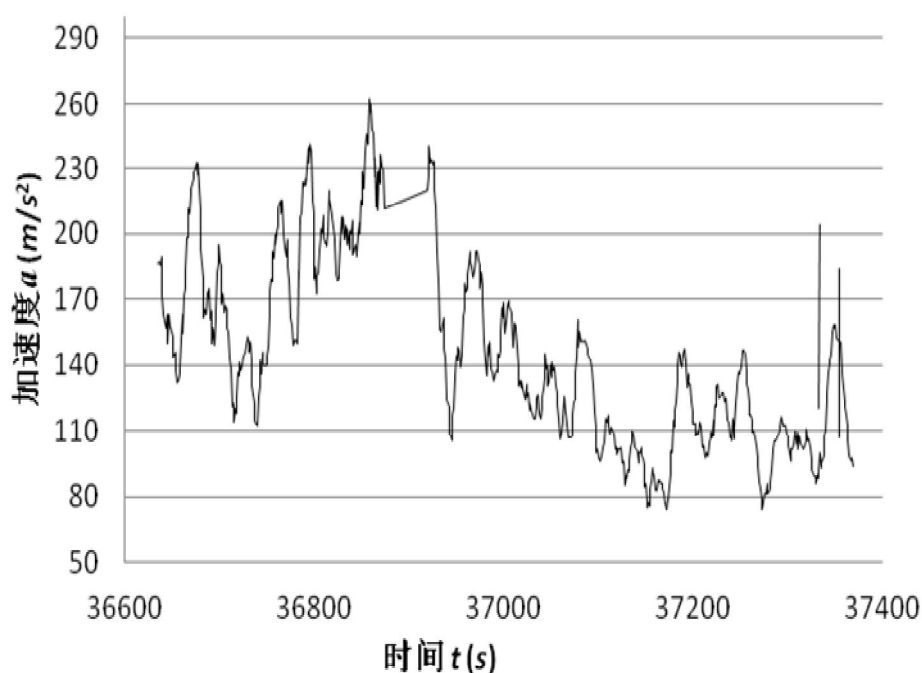


图 4.1.6 加速度大小随时间变化图

由图 4.1.5 知机动目标速度  $v$  的大小发生的时间范围为：在(36631.4s, 36747.4s)内急剧减小，在(36747.4s, 36919.4s)内迅速增大，在(36938.4s, 37363.4s)内先迅速下减小后维持在 200m/s 左右。

由图 4.1.6 知机动目标加速度  $a$  的大小发生的时间范围为：在(36630.4s, 36737.4s)内急剧减小，在(36737.4s, 36864.4s)内又速增大，在(36945.4s, 36864.4s)内先迅速减小后平缓波动。

**分析 2：** 速度方向变化图如下：

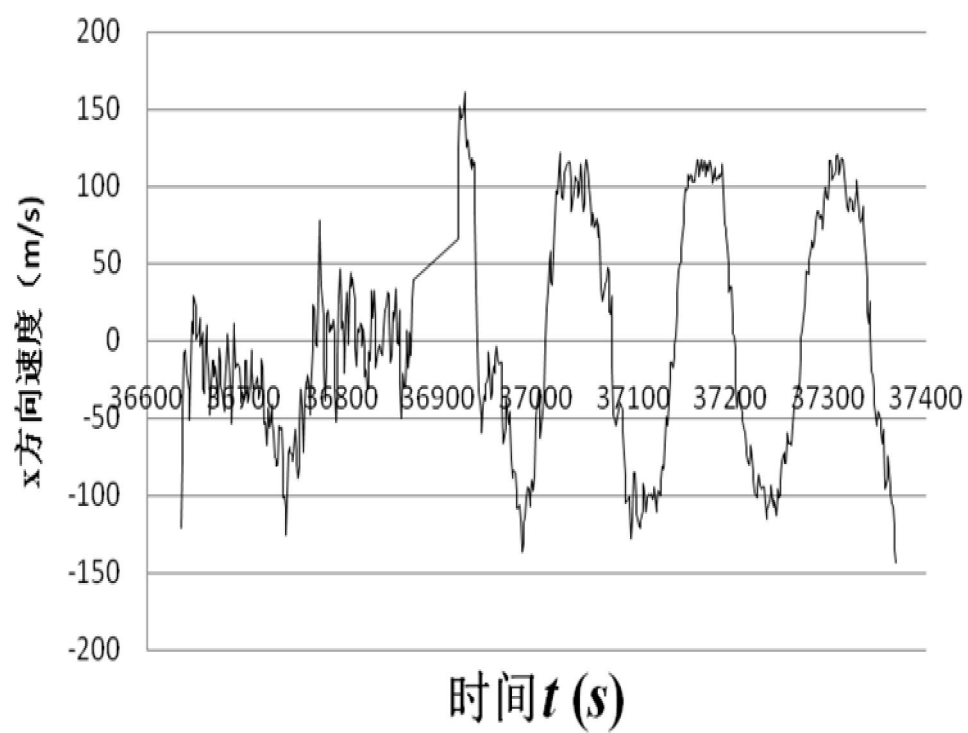


图 4.1.7  $x$  方向速度随时间变化图

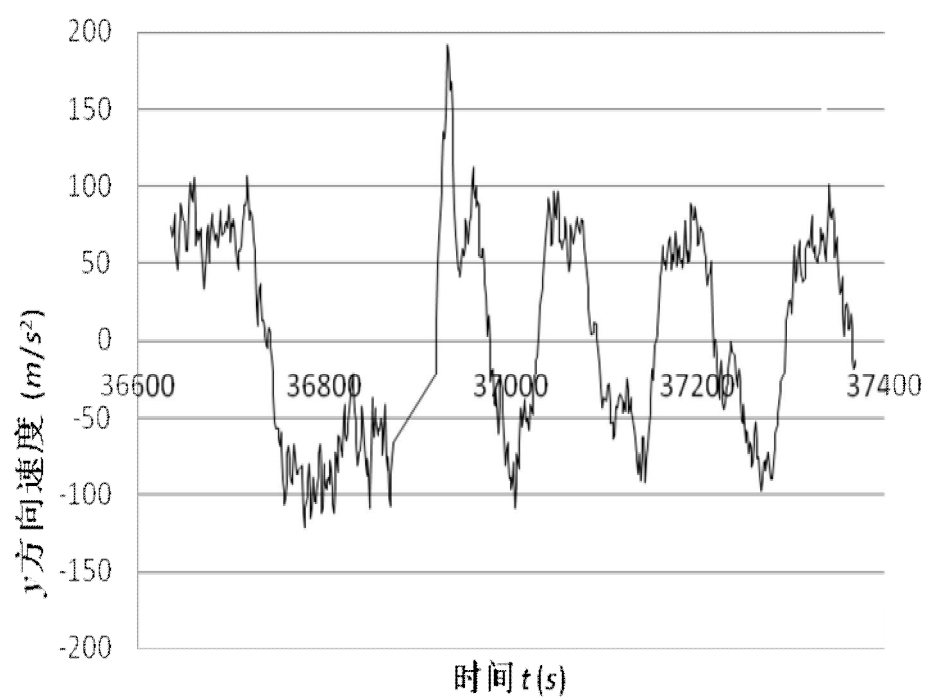


图 4.1.8  $y$  方向速度随时间变化图

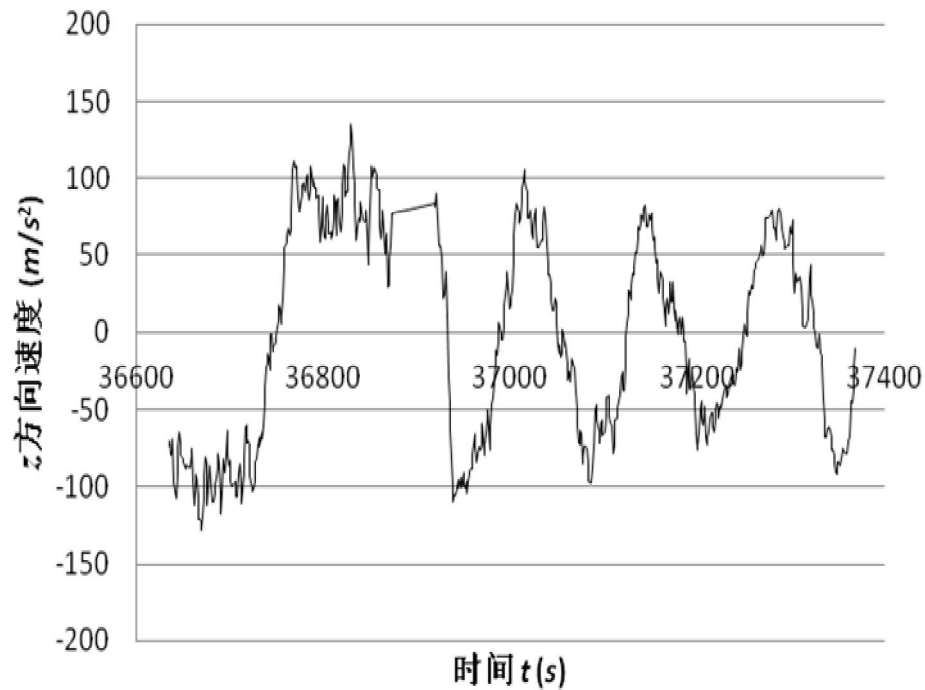


图 4.1.9  $z$  方向速度随时间变化图

由图 4.1.7 知机动目标在  $X$  方向速度的大小发生的时间范围为：在(36623.4s, 36868.4s)内先减后增，在(36933.4s, 37367.4s)内类似正弦变化。

由图 4.1.8 知机动目标在  $Y$  方向速度的大小发生的时间范围为：在(36635.4s, 36868.4s)内急剧递减，在(36939.4s, 37366.4s)内类似正弦变化。

由图 4.1.9 知机动目标在  $Z$  方向速度的大小发生的时间范围为：在(36625.4s, 36827.4s)内迅速递增，在(36944.4, 37369.4s)内类似正弦变化。

**分析 3：** 加速度方向变化图如下：

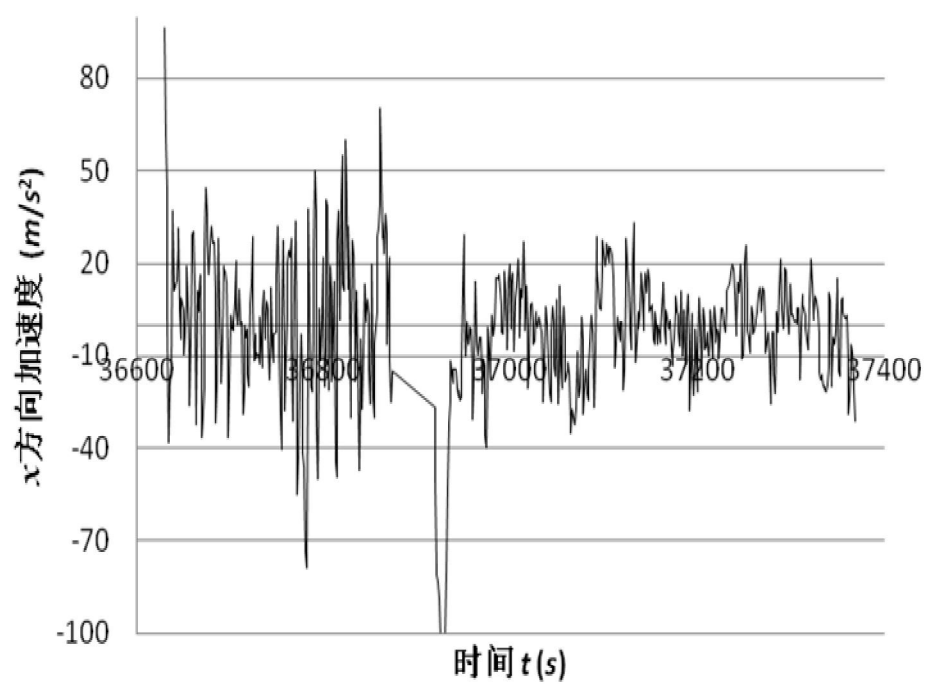


图 4.1.10  $x$  方向加速度随时间变化图

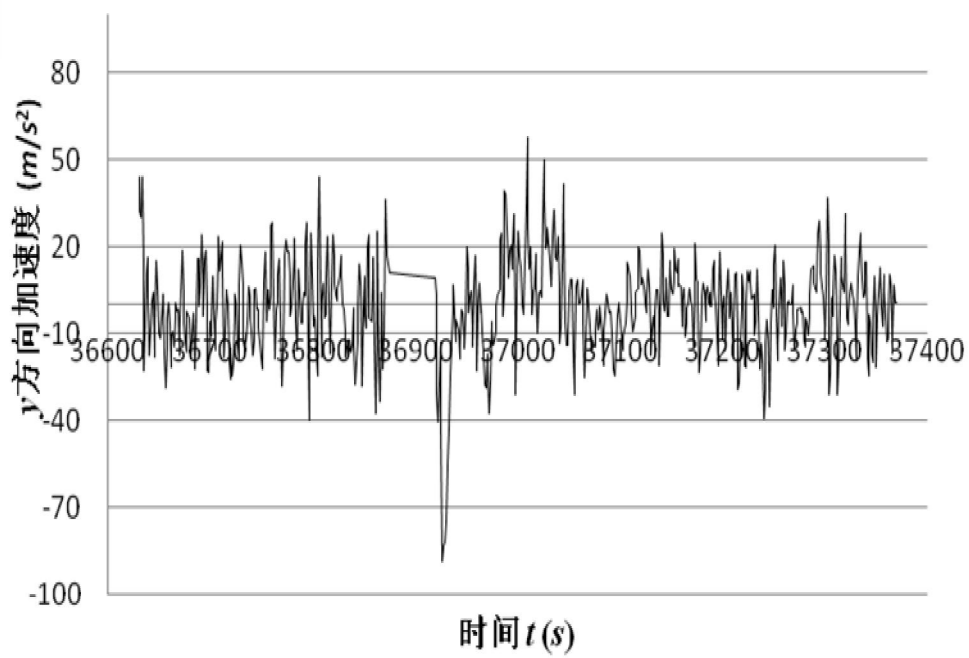


图 4.1.11  $y$  方向加速度随时间变化图

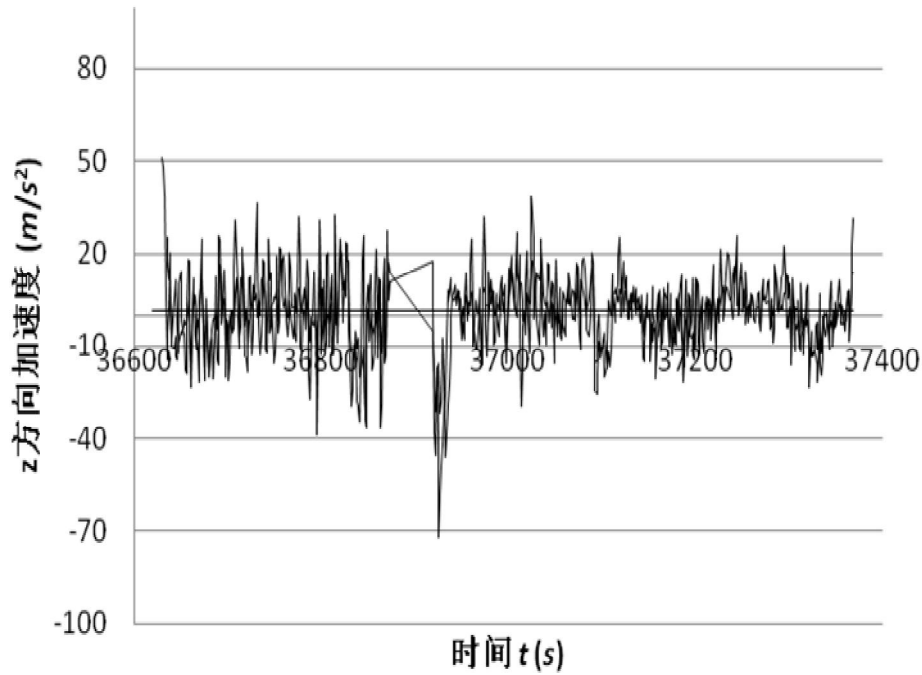


图 4.1.12  $z$  方向加速度随时间变化图

由图 4.1.10 知机动目标在  $X$  方向加速度的大小发生的时间范围为：在(36632.4s, 36860.4s)内变化比较剧烈，在(36922.4s, 37365.4s)内趋于 0。

由图 4.1.11 知机动目标在  $Y$  方向加速度的大小发生的时间范围为：在(36627.4s, 37369.4s)整个时间段内在 0 上下剧烈波动。

由图 4.1.12 知机动目标在  $Z$  方向加速度的大小发生的时间范围为：在(36622.4s, 36874.4s)内在 0 上下平缓波动，在(36922.4, 37365.4s)内趋于 0。

因此由上分析可知加速度方向的变化符合速度方向的变化。

## 4.2 问题 2：飞行包线目标数据关联模型

### 4.2.1 序贯实时算法

以 Gauss-Markov 模型为基础，建立测量数据处理的函数模型。首期观测  $m$  个观测值，其误差方程为：

$$V_m = A_m - L_m \quad (4.2.1)$$

式中， $V_m$  为  $m$  维残差向量； $A_m$  是对应的系数矩阵； $X$  为  $t$  维未知参数向量； $L_m$  为观测值向量。不失一般性，均考虑观测值为等权观测值。

若增加一个观测值  $L_{m+1}$ ，其误差方程为  $v_{m+1} = a_{m+1}^T X - l_{m+1}$

采用序贯算法进行计算，计算公式为<sup>[7]</sup>：



$$\begin{cases} X_{m+1} = X_m + K_{m+1}(l_{m+1} - a_{m+1}^T X_m) \\ K_{m+1} = (1 + a_{m+1}^T Q_m a_{m+1})^{-1} Q_m a_{m+1} \\ Q_{m+1} = Q_m - K_{m+1} a_{m+1}^T Q_m \end{cases} \quad (4.2.2)$$

式中， $X_m = Q_m A_m^T L_m$ ； $Q_m = (A_m^T A_m)^{-1}$ ； $K_{m+1}$  是序贯算法的增益矩阵； $Q_{m+1}$  为未知参数估计  $X_{m+1}$  的协因数阵。

对于序贯计算，如何选取初值  $X_0$  与  $Q_0$  为关键问题之一。一种是从  $m$  个观测值中选取  $m_0$  ( $m_0 \geq t$ ) 个可求解未知参数的观测值组成初值为：

$$\begin{cases} X_0 = (A_{m_0}^T A_{m_0})^{-1} A_{m_0}^T L_{m_0} \\ Q_0 = (A_{m_0}^T A_{m_0})^{-1} \end{cases} \quad (4.2.3)$$

另一种是人为地给定初值，取  $X_0=0$ ， $Q_0=a^2I$ ，经证明及计算验证，当  $a$  充分大时，在经过有限次迭代计算收敛即可获得正确结果<sup>[7]</sup>。

#### 4.2.2 渐消记忆的实时序贯算法

由于未知参数的时变特性，当前的观测数据最能反映当前的动态特性，数据愈陈旧，偏离当前特性的可能性就愈大，为充分体现当前观测数据对未知参数估计的影响，且将陈旧的观测数据逐渐遗忘掉，故在序贯平差时对观测数据通过加权来突出当前观测数据的作用，即每当增加 1 个新的观测数据，就将以前所有观测数据乘上 1 个小于 1 的因子  $\rho$  ( $0 < \rho < 1$ )。这种数据处理的算法称为渐消记忆的实时序贯算法。具体算法见文献<sup>[8]</sup>。

#### 4.2.2 限定记忆的实时序贯算法

此算法在进行未知参数估计时，总是用固定数目(如  $m$  个)且都是最新的观测数据进行。每增 1 个新的观测数据，就要去掉 1 个最老的观测数据，这种算法称为限定记忆的实时序贯算法。具体算法见文献<sup>[8]</sup>。

#### 4.2.4 航迹数据关联处理

采用上文的序贯实时算法，对本题中的两个目标的监测数据实时分别放入两个队列中，则这两个队列就构成了两条航迹，其中队尾元素为该航迹最新状态。当下一时刻读取一个新的数据位置，先运用 UKF 算法同两条航迹进行滤波操作，再同两个队列进行数据关联处理，判断此数据信息属于哪个队列，之后进行入队操作。以下为数据关联的五个评判依据：

##### ① 距离关联准则

对新读取的位置点同两个队列的队尾元素进行距离计算。可得两个距离  $dl_1$  ,  $dl_2$  。  
若  $dl_1 < dl_2$  , 则说明此位置点同航迹 1 关联度更高, 反之则同航迹 2 的关联度更高。  
此准则对两条航迹尾端相距较远具有极高效率。

#### ② 预估位置距离关联准则

运用两个队列最后的  $n$  个元素进行一次函数拟合, 本题中采用的  $n=30$  。再根据读取新数据点的时间  $t$  , 计算出两条航迹在  $t$  时刻的预估航迹点, 并计算读取新数据点同两个预估航迹点的距离  $ds_1$  、  $ds_2$  。若  $ds_1 < ds_2$  , 则说明此位置点同航迹 1 的关联程度更高, 反之则与航迹 2 的关联度更高。此准则对两条航迹交叉情况下的数据关联较为有效。

#### ③ 速度关联准则

运用两个队列的队尾元素经过差分方程的计算, 可以计算出两个队列的队尾元素的速度  $\bar{v}_1$  和  $\bar{v}_2$  , 并计算新读取位置点同两个队列的队尾元素构成的速度  $\bar{v}_{imp1}$  和  $\bar{v}_{imp2}$  。按如下公式计算两队列速度同新测位置点的速度之差:

$$dv_1 = |\bar{v}_1 - \bar{v}_{imp1}|, dv_2 = |\bar{v}_2 - \bar{v}_{imp2}| \quad (4.2.4)$$

若  $dv_1 < dv_2$  , 则说明新测位置点同航迹 1 的关联程度更高, 反之则与航迹 2 的关联度高。此准则在在两航迹尾端相距较远及航迹交叉情况具有较高的准确度。

#### ④ 加速度关联准则

此准则同③准则基本相同, 运用两个队列队尾元素经过差分方程的计算, 可以计算出两个队列队尾的加速度  $\bar{a}_1$  和  $\bar{a}_2$  , 并计算新读取位置点同两个队列队尾元素构成的加速度  $\bar{a}_{imp1}$  和  $\bar{a}_{imp2}$  。按如下公式计算两队列速度同新测位置点的加速度之差:

$$da_1 = |\bar{a}_1 - \bar{a}_{imp1}|, da_2 = |\bar{a}_2 - \bar{a}_{imp2}| \quad (4.2.5)$$

若  $da_1 < da_2$  , 则说明新测位置点同航迹 1 的关联程度更高, 反之则与航迹 2 的关联度高。此准则在在两航迹尾端相距较远及航迹交叉情况具有较高的准确度。

#### ⑤ 机动半径判别准则

由于依据题目已知条件：机动目标(战斗机)的机动半径在 1km 以上，所以可将新测的位置点同两个队列的队伍多个元素进行曲线拟合，分别计算出曲率半径  $r_1$ 、 $r_2$ 。若出现  $r_1 < 1000 - \Delta r$  (其中  $\Delta r$  为曲率半径容忍度，在程序中取值  $\Delta r = 100$ )，则排除此新测目标位置点属于航迹 1 的情况。反之排除新测位置点属于航迹 2 的情况。若  $r_1, r_2 < 1000 - \Delta r$ ，则运用上诉①-④的数据关联准则进行判断。此法对于两航迹交叉时，出现新航迹点具有较好的判别效果。

之后对上文提及的①-④关联方法分别乘以一个权系数  $w_i$ ，按下式(4.2.6)进行加权求和：

$$\begin{aligned} Q_1 &= w_1 dl_1 + w_2 ds_1 + w_3 dv_1 + w_4 da_1 \\ Q_2 &= w_1 dl_2 + w_2 ds_2 + w_3 dv_2 + w_4 da_2 \end{aligned} \quad (4.2.6)$$

若  $Q_1 < Q_2$ ，则可以判断出新测航迹点同航迹 1 关联度高，反之则与航迹 2 的关联度高。之后进行入队操作，更新进队的航迹的队尾状态。

#### 4.2.5 一个回波点迹的处理

当雷达一段时间只有一个回波点迹的情况下，就会出现航迹断开的状况，为了使航迹不丢失可采用如下两种方法可以改善关联的效果：

##### ① 正向推理

当出现雷达一段时间只有一个回波点迹时，使用最近邻法<sup>[9]</sup>找出距离预测点距离最近的航迹，且当这个距离小于某一阈值，则认为该回波点迹与此条航迹为同一目标产生的，连接此航迹和回波点迹。

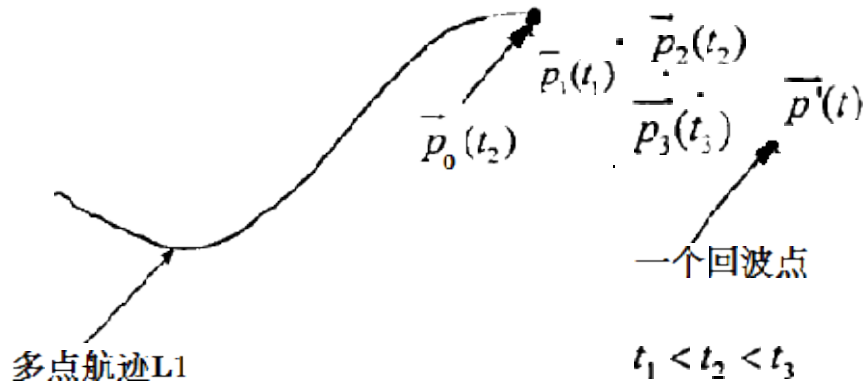


图 4.2.1 正向推理示意图

如上图所示，根据此航迹最末一系列的数据点拟合航迹曲线，依次得到  $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3 \dots P_n$ ，并计算出当前  $t$  时刻的航迹预测点  $P_n$  同回波点迹  $P'$  的距离：

$$D = |p' - p_n| \quad (4.2.7)$$

对所有的航迹进行如上处理得到距离  $D_i, i=1,2\dots m$ ， $m$  为航迹数。在按下式(4.2.8)计算得  $d$ ：

$$d = \min(D_i) \quad (4.2.8)$$

当  $d$  小于某一阈值,则认为新回波点迹与第  $i$  条航迹关联，连接此航迹和该回波点迹；否则，暂时认为是一新目标产生的航迹。

#### ②反向推理

此方法类似正向推理，但由于还有一个回波点迹出现，故须用雷达继续监测新的回波点迹，并将这一批回波点迹反向拟合出一条曲线，。并同各航向点末端计算距离  $D_i, i=1,2\dots m$ ， $m$  为航迹数。按上式(4.2.8)计算得  $d$ 。

当  $d$  小于某一阈值，则认为新回波点迹与第  $i$  条航迹关联,连接此航迹和该回波点迹；否则，暂时认为是一新目标产生的航迹。

### 4.2.6 Data2 数据进行序贯实时关联处理

运用前文提到的序贯实时思想以及 5 个航迹数据关联的评判准则，用 MATLAB 编程得如下结果：

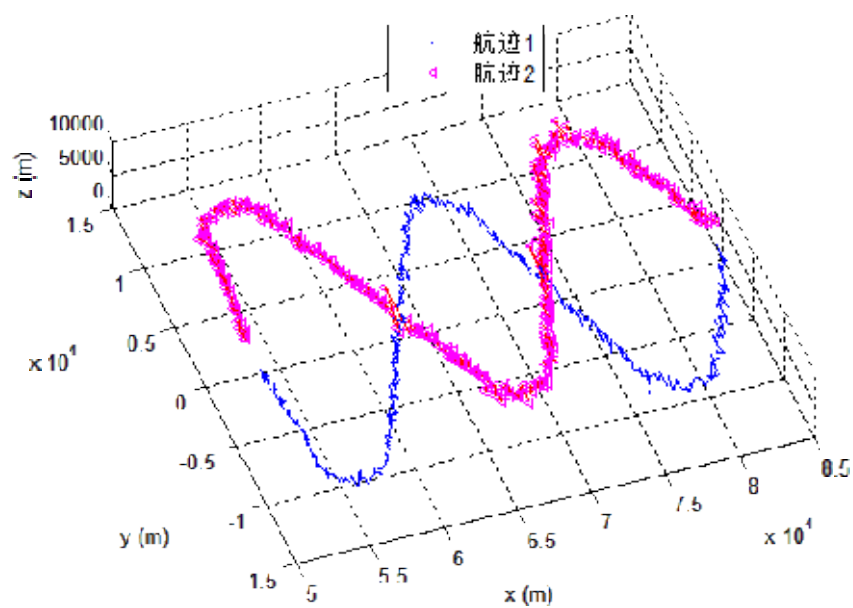


图 4.2.2 278s 序贯实时跟踪两个目标航迹

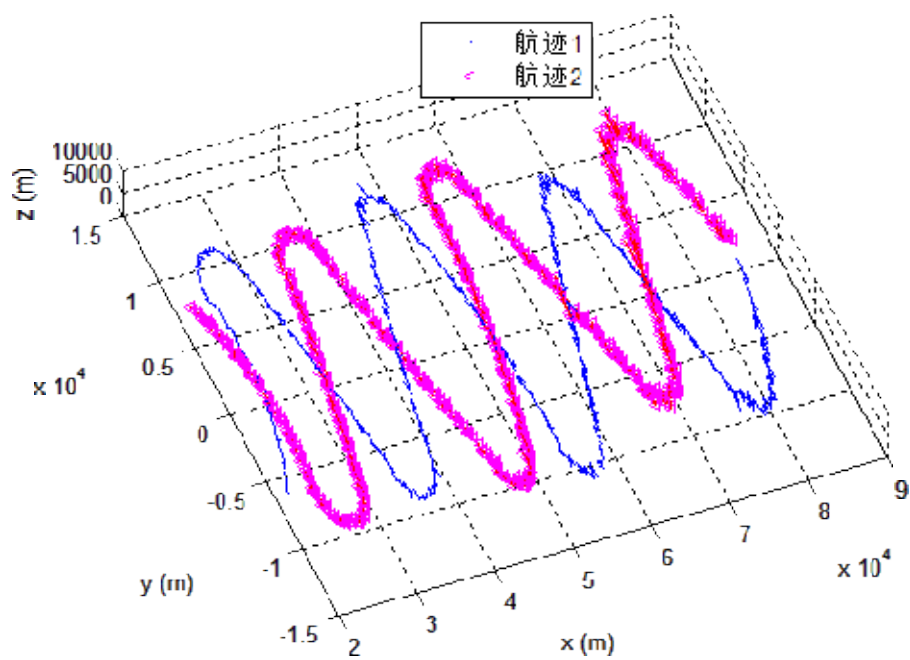


图 4.2.3 604.9s 序贯实时跟踪两个目标航迹

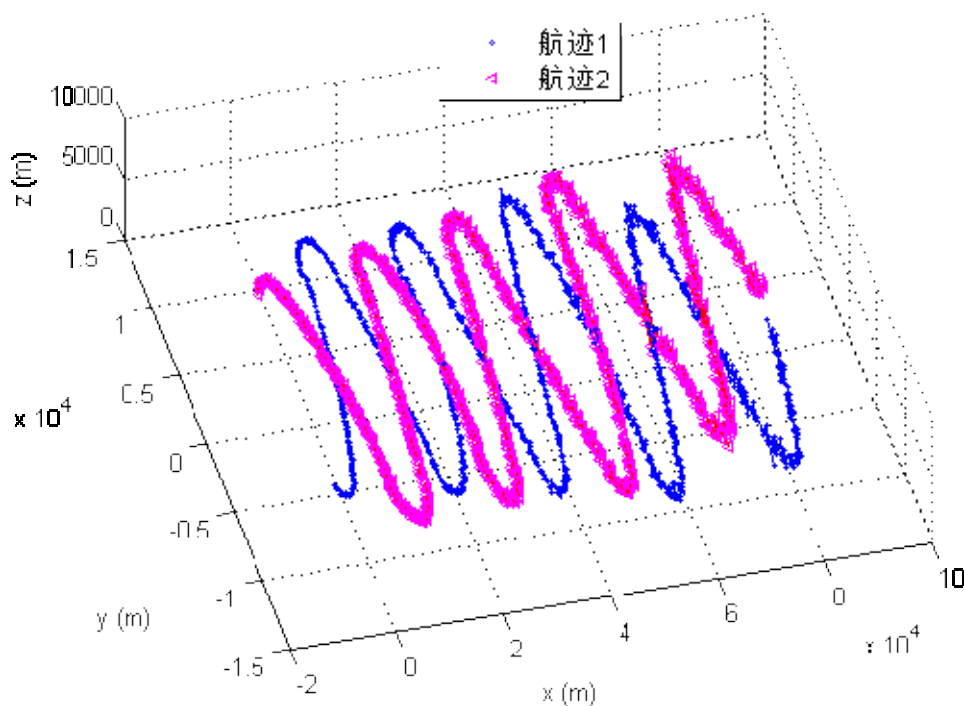


图 4.2.4 最后时刻 808.9s 序贯实时跟踪两个目标航迹

由图 4.2.2-4.2.4 可以看出，Data2 的数据经过本文模型的处理，计算求得的两条航迹线，呈现类似正弦函数不断交叉前进的飞行路径。本文基于序贯实时和数据关联准则所设计的程序可以很好地实现多目标实时跟踪，并能有效的进行数据关联、航迹划分判别。

### 4.3 问题 3: Data3 数据的分析

#### 4.3.1 对 Data3 数据直接进行处理

根据题目所给的 Data3.txt 数据，直接对数据进行处理结果如下：

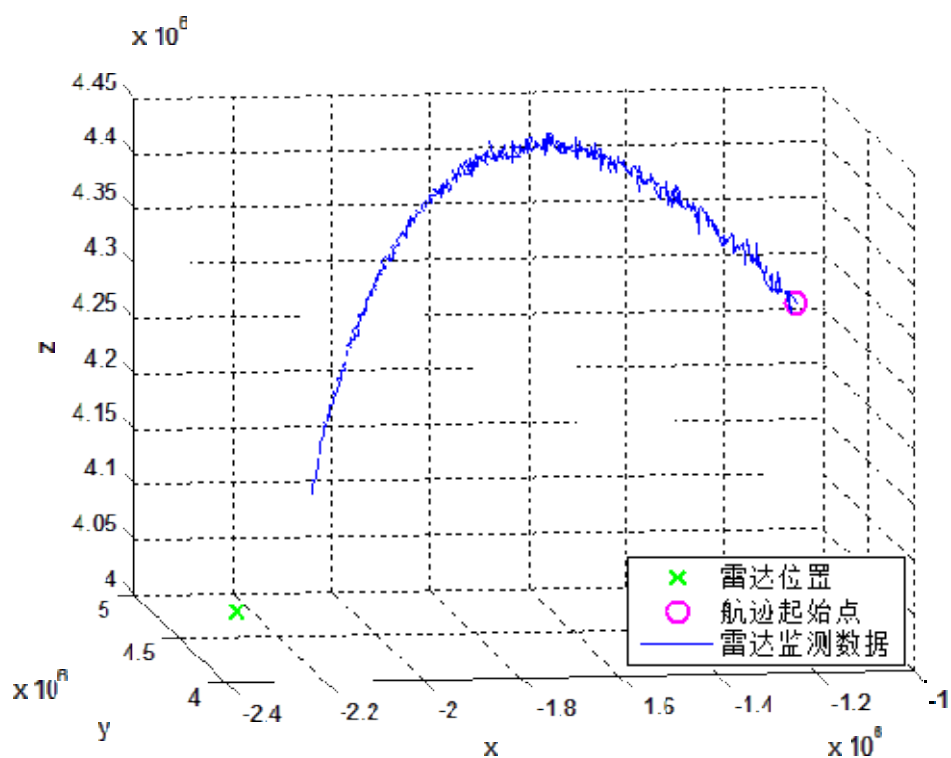


图 4.3.1 雷达监测机动目标直接处理的航迹

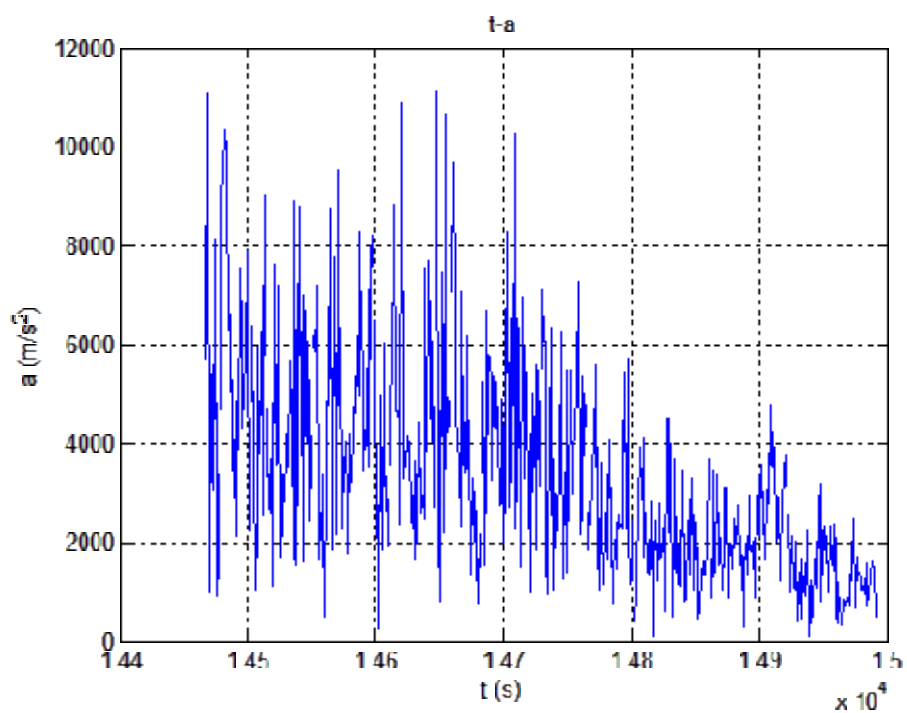


图 4.3.2 对雷达监测数据直接处理的目标加速度  $a$  变化图

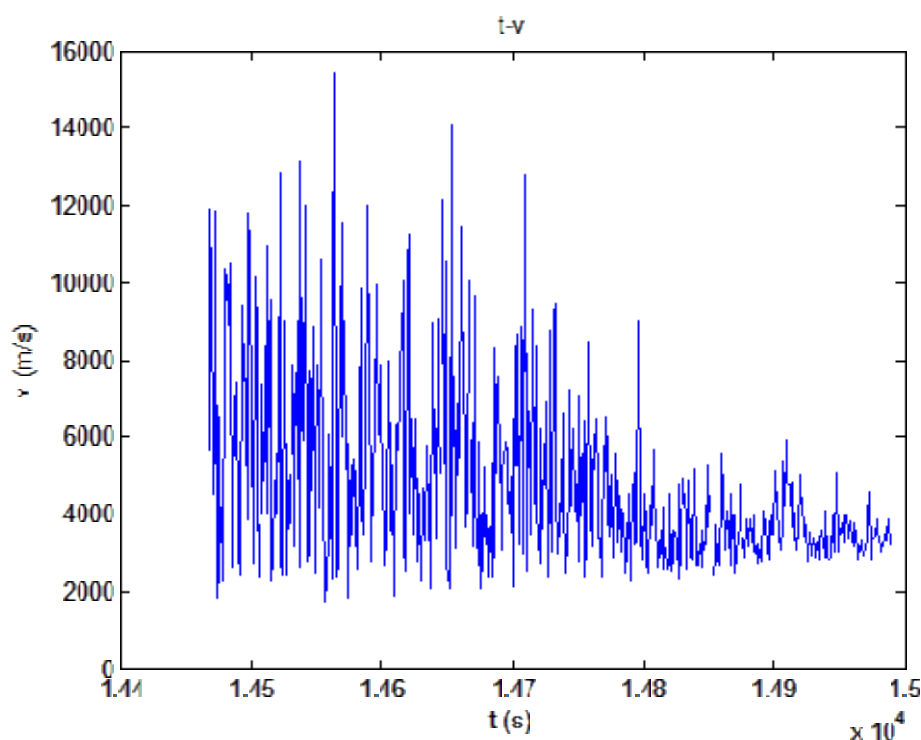


图 4.3.3 对雷达监测数据直接处理的目标速度  $v$  变化图

由图 4.3.1-4.3.3 可知，空间目标从航迹起始点开始到之后的飞行中，雷达对监测的数据如果经过直接处理可发现，飞行轨迹抖动越来越小，速度及加速度的震荡变化量也越来越小。这主要是因为航迹起始点离雷达距离较远，随着空间目标飞行，其与雷达的距离也越来越接近，测量到的数据离实际航迹误差也越来越小。这正符合了文献<sup>[6]</sup>所描述的，即测量物体离雷达越近，雷达监测的误差越小。

图 4.3.2 反映出，空间目标加速度  $a$  随着时间推进，数值逐渐变小，波动幅度也逐渐变小。特别是 14720s 后，加速度  $a$  较快变小。并在 14930s 后，加速度  $a$  的数值小于 2000。但在在很长一段时间内，雷达监测数据若直接进行处理，计算所得的加速度极大，甚至达到  $11000 \text{ m/s}^2$ ，这不符合导弹目标加速度最大加速度为几十个  $g$  的实际情况。

发生这种现象主要原因是空间目标起始时刻离雷达较远，测量误差较大，轨迹为锯齿形，两个临近轨迹点距离较大，且变化剧烈，产生了如此大的速度及加速度。

#### 4.3.2 运用跟踪模型对 Data3 数据进行处理

从上文可看出，如果对雷达监测数据进行直接处理，由于雷达监测误差的存在，会使得雷达追踪空间目标出现极大地偏差，获得的信息也不准确，对之后雷达跟踪预判产生极大影响。而采用本文第一问所提出的实时跟踪模型可以获得较满意的效果，以下为经过本文的跟踪模型获得的处理结果：



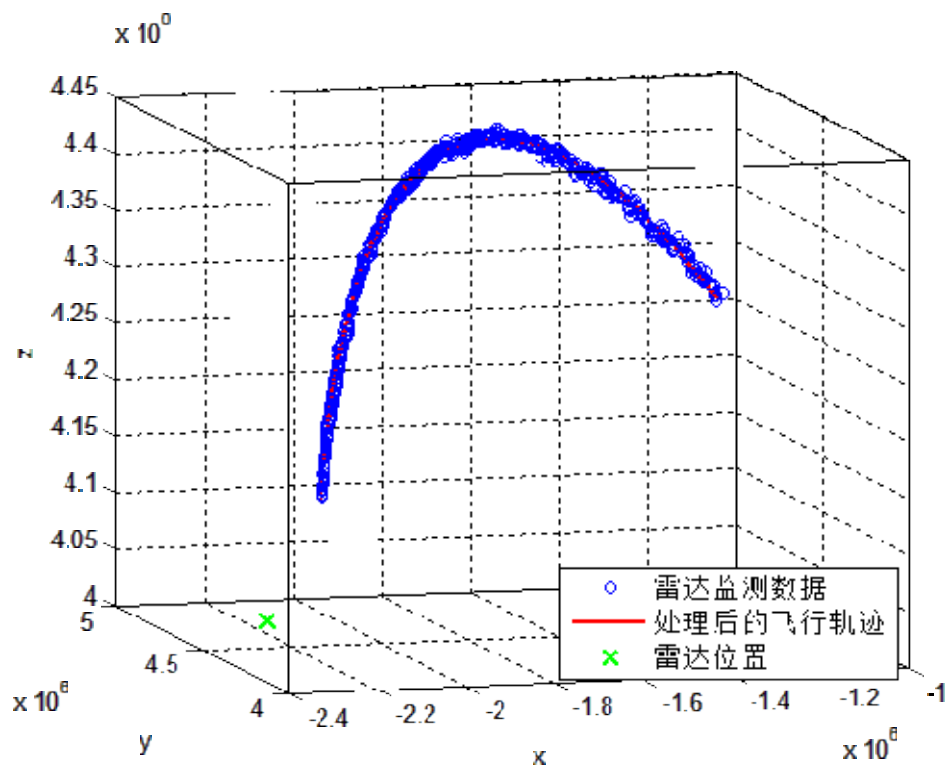


图 4.3.4 跟踪模型处理后的飞行轨迹

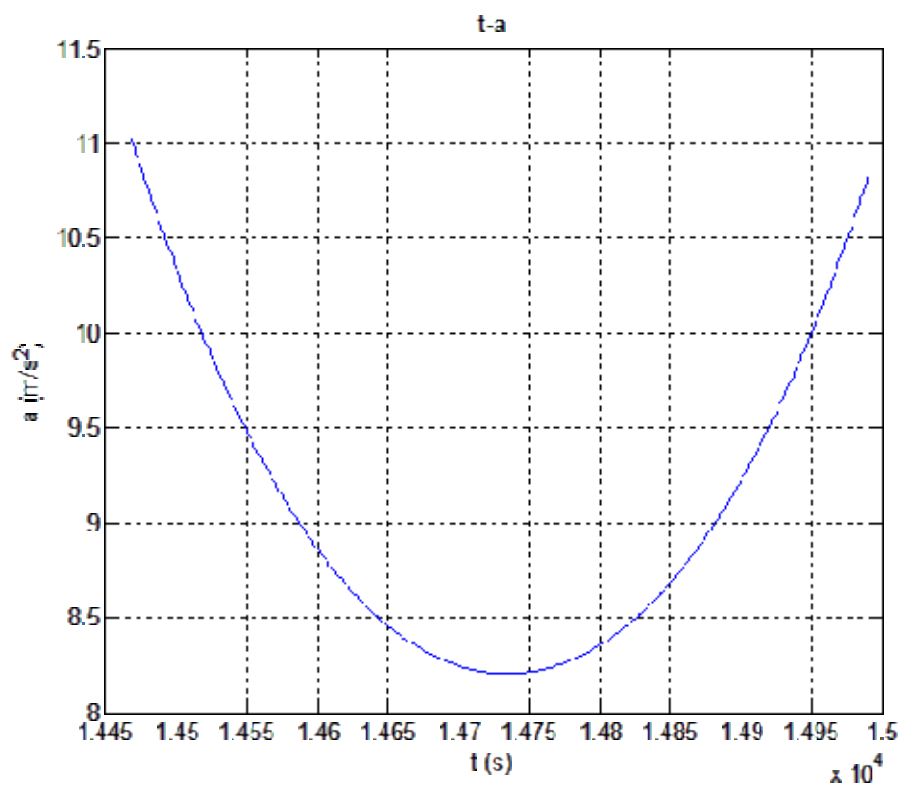


图 4.3.5 跟踪模型处理后的空间目标的加速度  $a$  随时间变化

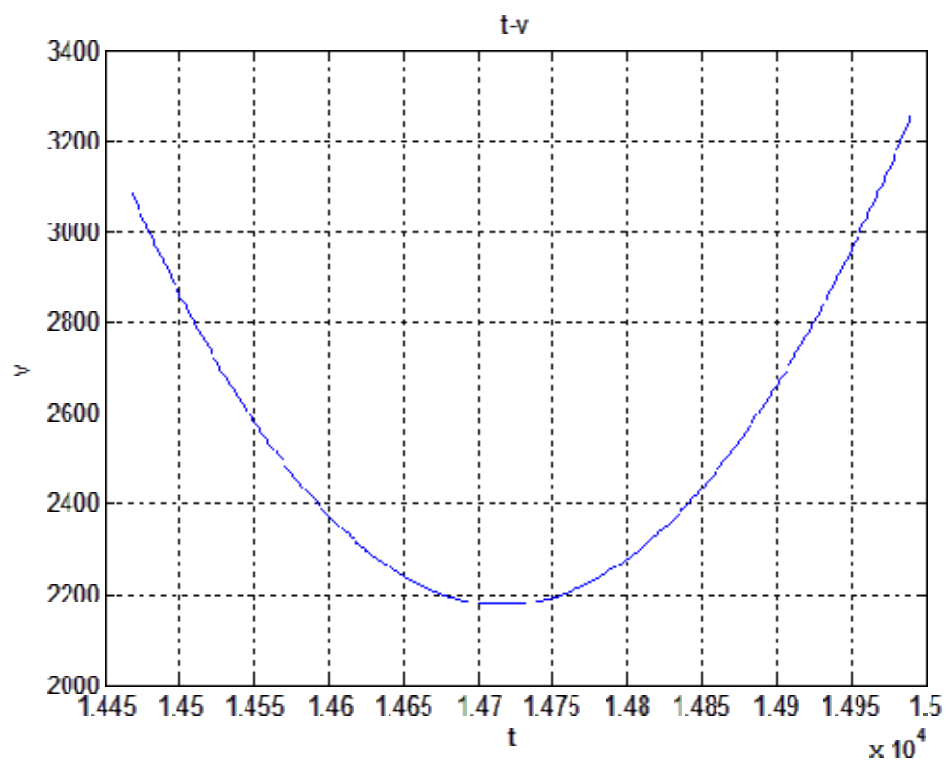


图 4.3.6 跟踪模型处理后的空间目标的速度  $v$  随时间变化

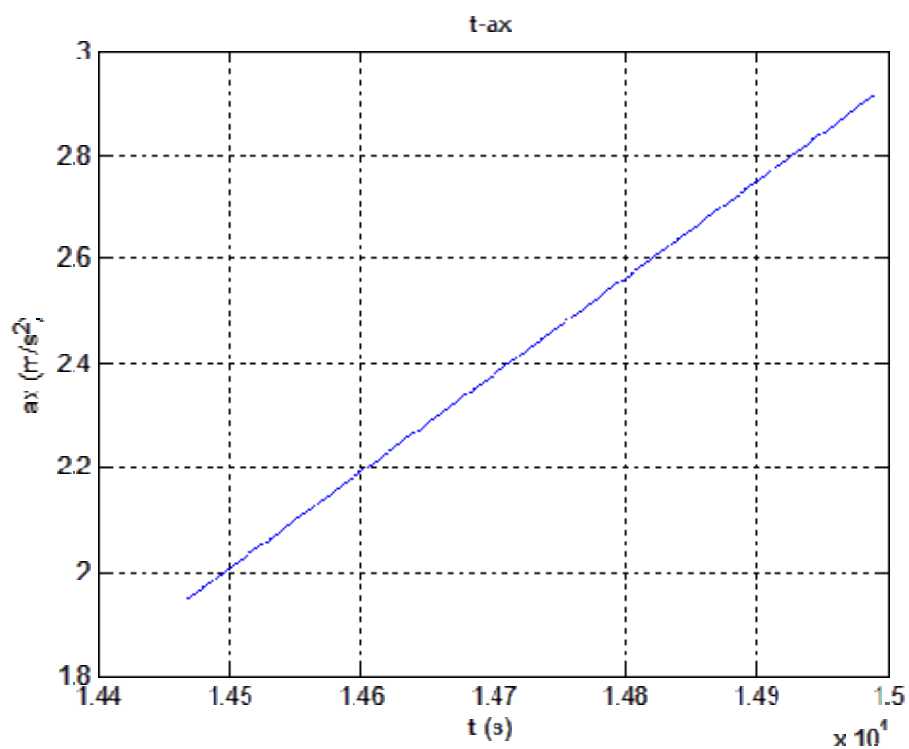


图 4.3.7 跟踪模型处理后的空间目标的加速度分量  $a_x$  随时间变化

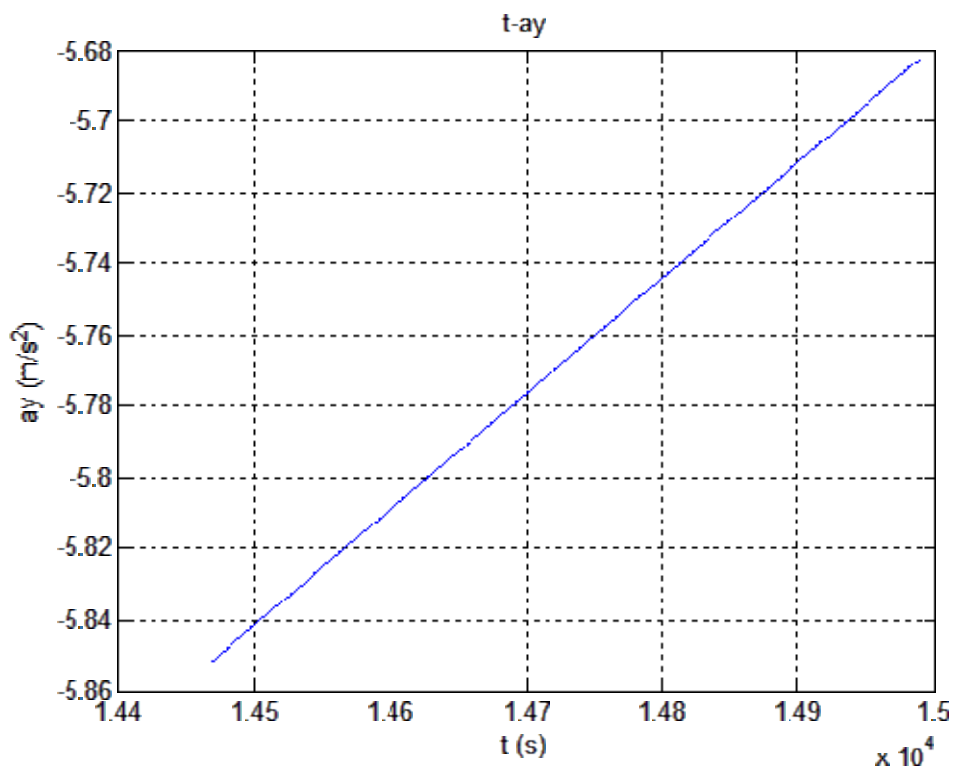


图 4.3.8 跟踪模型处理后的空间目标的加速度分量  $a_y$  随时间变化

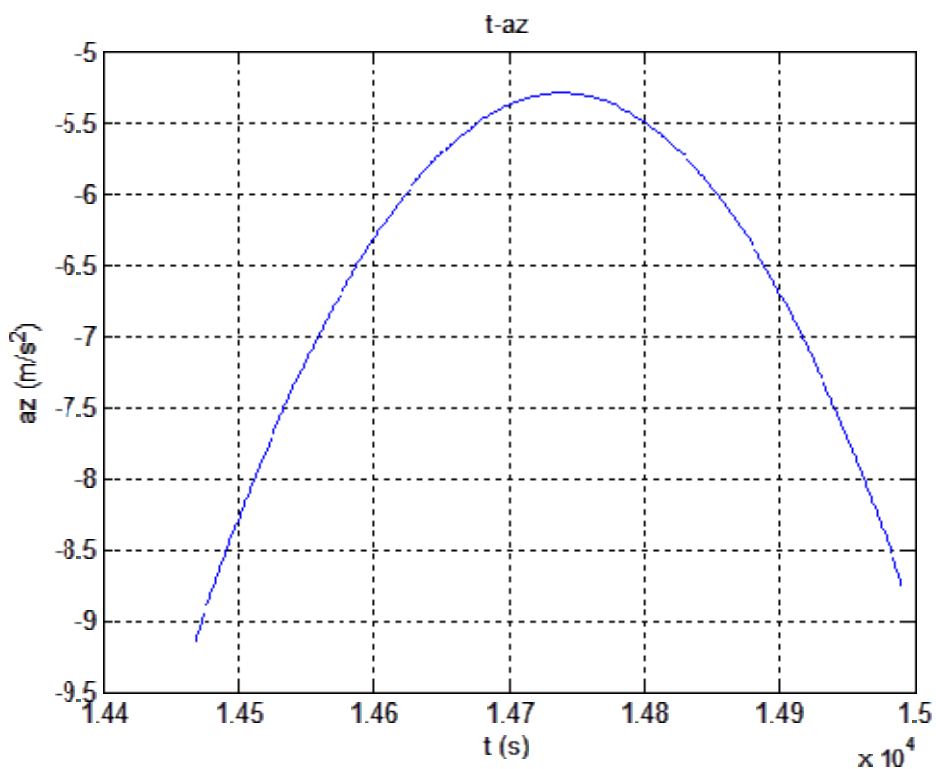


图 4.3.9 跟踪模型处理后的空间目标的加速度分量  $a_z$  随时间变化

在图 4.3.4 中, 红色实线为经过本文提出的实时跟踪模型处理后的飞行轨迹。可以看出该飞行轨迹更加符合机动目标(导弹)的移动路径, 且所观测到的空间目标的各个时

刻的空间点，均匀分布于处理得到的飞行轨迹两侧。从图 4.3.5 和图 4.3.6 可以看出，空间目标的速度  $v$  和加速度  $a$  不会发生剧烈变化，速度  $v$  和加速度  $a$  的数值处于合理范围内。这些说明了本文提出的实时跟踪模型还是比较成功的。

将此跟踪模型处理的数据同上文所提的直接处理的数据相比，本文的跟踪模型可以得到更加光滑的机动目标飞行轨迹，且此轨迹更接近实际情况，误差较小。因为具有良好的轨迹，所以计算所得的速度与加速度可以达到令人满意效果。从图 4.3.5 可以看出，空间目标的加速度  $a$  的数值大小先从 11 左右下降为 8.25，之后又增大到 10.8 左右。

从图 4.3.6 可以看出，此空间目标的速度大小先变小后变大。从图 4.3.7-4.3.9 可以看出，空间目标的加速度分量  $a_x$  由 1.946 接近线性变化，增大为 2.92 左右；空间目标的加速度分量  $a_y$  由 -5.85 接近线性变化为 -5.68；空间目标的加速度分量  $a_z$  从 -9.14 先增大为 -5.32，再逐渐变小为 -8.81 左右。

#### 4.4 问题 4：导弹目标着落点估计模型

##### 4.4.1 Data3 目标类型确定

首先根据Data3所给数据对观测点进行坐标转换，坐标系及转换方法同问题1中方法。

使用MATLAB对Data3观测点坐标进行绘图：

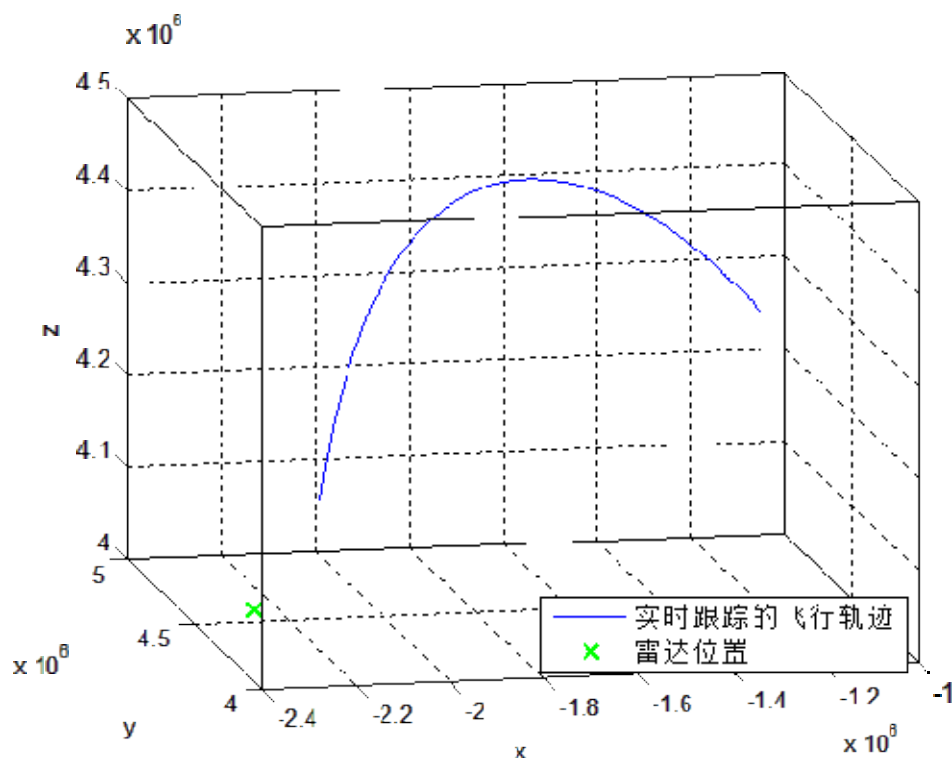


图4.4.1 Data3目标轨迹绘点图

图4.4.1显示目标轨迹为类似抛物线轨迹，根据先验信息，可以认定Data3目标位导弹目标。

#### 4.4.2 弹道描述

根据卫星目标的轨道描述技术<sup>[10]</sup>，引入升交点(即导弹沿发射点到落点方向的反向和赤道面的交点)，用6个参数 $(a, e, i, \omega, \Omega, t_p)$ 描述弹道导弹的椭圆弹道。其中 $a$ 为弹道的半长轴； $e$ 为偏心率； $i$ 为弹道平面与赤道面的夹角，由赤道面起逆时针方向为正， $0 \leq i \leq \pi$ ； $\omega$ 为近地点中心角，是轨道面内由升交点到近地点拱线的夹角，由升交点起沿导弹运动的方向为正， $0 \leq \omega \leq 2\pi$ ； $\Omega$ 为升交点赤经，是升交点与X轴的夹角，从X轴开始逆时针为正， $0 \leq \Omega \leq 2\pi$ ； $t_p$ 为导弹飞过近地点的时刻。在这6个参数中。 $i$ 和 $\Omega$ 决定了轨道面在惯性空间的位置， $\omega$ 决定了轨道本身在轨道面内的指向， $a$ 和 $e$ 决定了轨道的大小和形状。一旦弹道确定，这些参数即确定，其几何关系如图4.4.2所示。

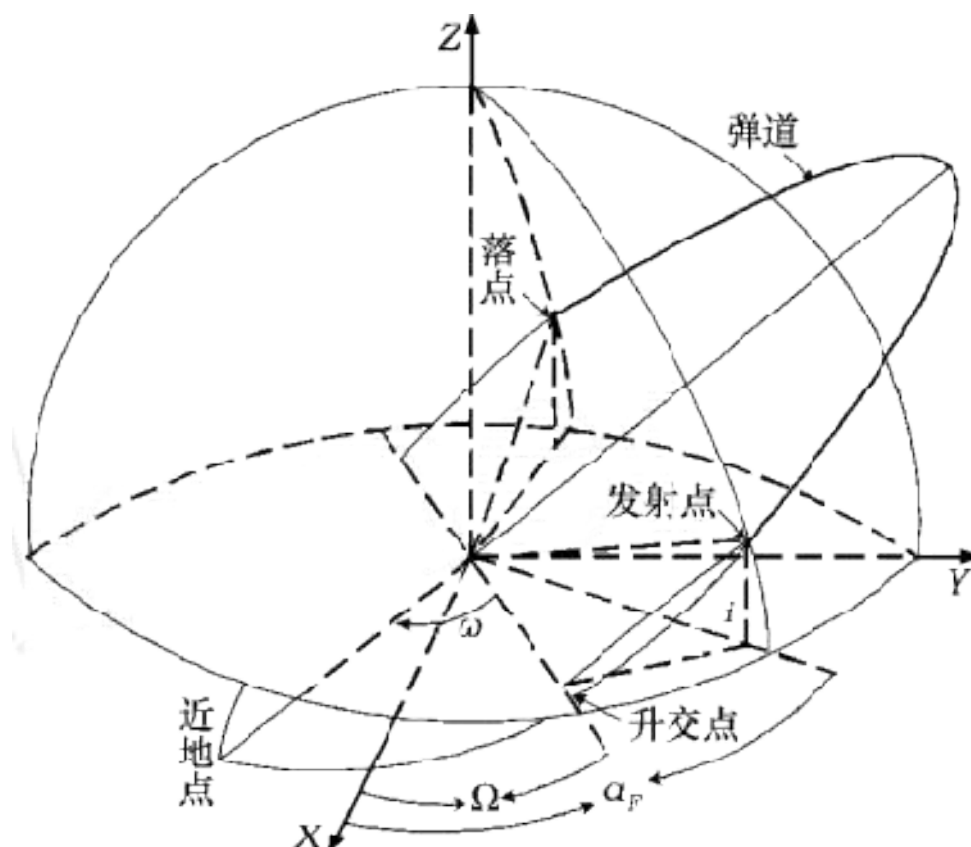


图4.4.2 轨道参数几何关系

#### 4.4.3 基于弹道参数的轨迹生成

根据弹道导弹目标的6个弹道参数求解导弹在 $t$ 时刻的运动状态 $r(t), v(t), \theta(t), A(t), a(t), \delta(t)$ ，其技术路线如下：

(1) 对给定的 $t$ ，迭代求出此时的偏近地点角 $E(t)$ 。

$$\sqrt{\frac{\mu}{a^3}}(t - t_p) = E(t) - e \cdot \sin E(t), \quad \mu = 3.986 \times 10^{14} \text{ m}^3 / \text{s}^2 \quad (4.4.1)$$

(2) 根据偏近地点角 $E(t)$ ，确定 $r(t), v(t), \theta(t), f(t)$ 。

$$r(t) = a \cdot (1 - \cos E(t)) \quad (4.4.2)$$

$$v(t) = \sqrt{\frac{\mu}{a} \frac{\sqrt{1 - e^2 \cos^2 E(t)}}{1 - e \cos E(t)}} \quad (4.4.3)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1} \frac{e \cdot \sin E(t)}{\sqrt{1 - e^2}} \quad (4.4.4)$$

$$f(t) = 2 \tan^{-1} \left[ \left( \frac{1 + e}{1 - e} \right)^{\frac{1}{2}} \cdot \tan \frac{E(t)}{2} \right] \quad (4.4.5)$$

(3) 由 $\omega, \Omega, i, f(t)$ ，确定 $A(t), a(t), \delta(t)$ 。

$$u(t) = \omega + f(t) \quad (4.4.6)$$

$$\delta(t) = \sin^{-1} (\sin i \cdot \sin u(t)) \quad (4.4.7)$$

$$\begin{cases} \cos(a(t) - \Omega) = \frac{\cos u(t)}{\cos \delta(t)} \\ \sin(a(t) - \Omega) = \tan \delta(t) \cdot \cot i \\ a(t) = \Omega + \tan^{-1} \left[ \frac{\sin(a(t) - \Omega)}{\cos(a(t) - \Omega)} \right] \end{cases} \quad (4.4.8)$$

$$\begin{cases} \sin A(t) = \frac{\tan \delta(t) \cdot \cot i}{\sin u(t)} \\ \cos A(t) = \cot u(t) \cdot \tan \delta(t) \\ A(t) = \tan^{-1} \left[ \frac{\sin A(t)}{\cos A(t)} \right] \end{cases} \quad (4.4.9)$$

根据 $r(t), v(t), \theta(t), A(t), a(t), \delta(t)$ ，结合天东北坐标系与地心惯性直角坐标系的变换关系就可以得到 $t$ 时刻导弹在地心惯性直角坐标系下的位置和速度，由此确定弹道导弹目标在发射时刻和落点时刻之间任意时刻 $t$ 的轨迹参数。

#### 4.4.4 模型计算

运用 MATLAB 根据以上算法进行编程，得出了如下的实时预测结果：

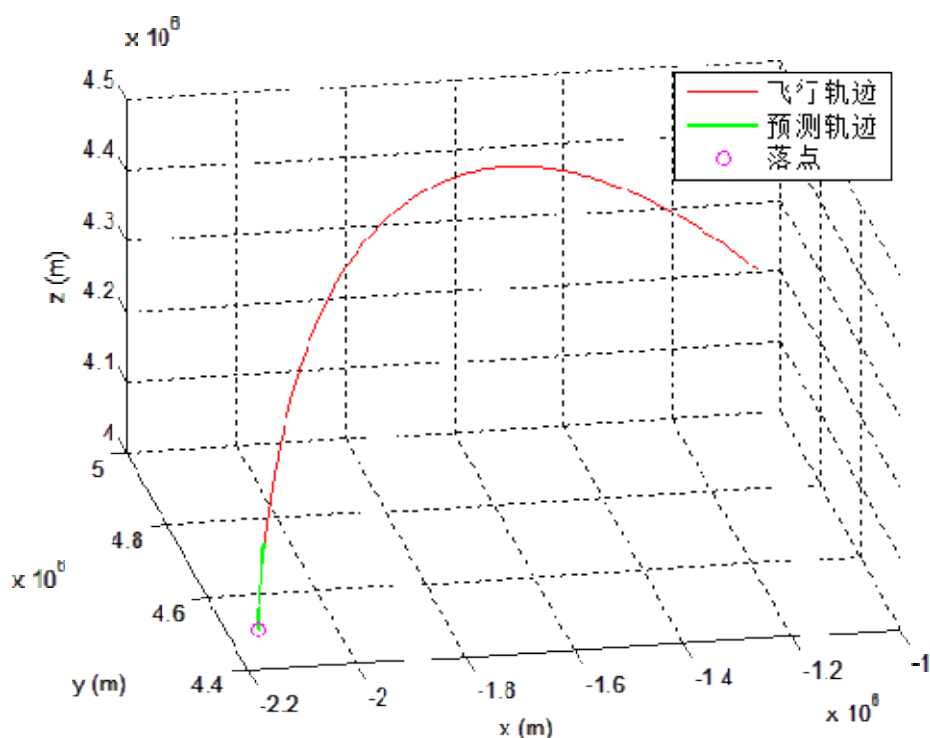


图 4.4.3 实时预测目标轨迹及预估目标着落点

表 4.4.1 着落点位置

经度(°)	纬度(°)	x(m)	y (m)	z (m)
116.3304(东经)	39.5019(北纬)	-2180423	4406396	4052619

通过上文的算法，在不考虑地表起伏状态下，预测出目标的着落点是在东经 116.3304°，北纬 39.5019°的位置。从图 4.4.1 可知，目标经过较短的一段距离就着落，根据程序的计算，着落时刻约为 15029.789 s。

#### 4.5 问题 5：目标机动逃逸策略与跟踪策略变换

对于逃逸机动策略的研究，人们尝试运用微分对策理论给予解决，但是此方法在实际应用中得到了一定的限制。为此，一些学者又引入了专家系统，虽然此方法在一定程度上解决了应用问题，但是要从仿真模型中学习知识，而后应用于实际的目标环境，然而学习过程也是一个在大的状态空间中搜索和逐步优化的过程。

遗传算法是模拟自然界生物进化过程的随机化搜索算法，由美国 JHHollan 教授<sup>[11]</sup>于 1975 年在他的著作《自然系统和人工系统的适配》中提出。其主要特点是采取群体搜索策略，同时在群体中的个体之间进行信息交换，利用简单的编码技术和繁殖机制来表现复杂的现象，不受搜索空间限制性假设的约束，不要求搜索对象具有诸如连续性、导数存在和单峰等假设，因此遗传算法在大的状态空间中的搜索和逐步优化等方面都得到比较广泛的应用，但是遗传算法的“早熟”收敛和局部寻优能力差，而将小生境技术和模拟退火技术有机的融入遗传算法，可以增强局部搜索能力，维护种群多样性。因此利用小生境遗传模拟退火算法能够有效地实现机动逃逸策略，躲避雷达跟踪。

本题目要求根据前面建立的跟踪模型，寻找有利于逃逸的策略和方案。以下先根据

第二题中的跟踪模型建立逃逸模型, 然后利用小生境遗传模拟退火算法找出实时最佳目标逃逸位置, 最后为了保持对目标的跟踪, 变化相应的跟踪模型。

#### 4.5.1 逃逸模型建立

根据前面的雷达追踪模型可预测出雷达下一时刻 $t_0+0.5s$ (其中 $t_0$ 为当前时刻)指向的机动目标位置 $(a,b,c)$ , 再结合雷达位置和波束宽度可求出下一时刻雷达精确跟踪范围对应的圆锥方程为:

$$(x^2 + y^2 + z^2)(a^2 + b^2 + c^2)(\cos 1.5^\circ)^2 - (ax + by + cz)^2 = 0 \quad (4.5.1)$$

要使目标逃出雷达下一时刻精确跟踪范围, 则在下一时刻雷达扫描时, 目标的位置 $(x,y,z)$ 必须在圆锥外, 因此必须满足:

$$(x^2 + y^2 + z^2)(a^2 + b^2 + c^2)(\cos 1.5^\circ)^2 - (ax + by + cz)^2 > 0 \quad (4.5.2)$$

而且目标位置与雷达经过滤波之后测出的当前时刻 $t_0$ 目标位置 $(x_0, y_0, z_0)$ 之间的距离还要满足:

$$\sqrt{(x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2} \leq v_0 \Delta t + \frac{1}{2} a_{\max} \Delta t^2 \quad (4.5.3)$$

$$\sqrt{(x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2} \leq v_{\max} \Delta t \quad (4.5.4)$$

其中 $v_0$ 为 $t_0$ 目标的速度,  $a_{\max}$ 为由第二题得出的目标最大加速度,  $v_{\max}$ 为由第二题得出的目标最大速度。

此外目标机动半径 $r(x,y,z)$ 还要满足:

$$r(x,y,z) \geq 1000 \quad (4.5.5)$$

综上所述通过

$$\max f(x,y,z) = (x^2 + y^2 + z^2)(a^2 + b^2 + c^2)(\cos 1.5^\circ)^2 - (ax + by + cz)^2 \quad (4.5.6)$$

$$s.t. \begin{cases} (x^2 + y^2 + z^2)(a^2 + b^2 + c^2)(\cos 1.5^\circ)^2 - (ax + by + cz)^2 > 0, \\ \sqrt{(x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2} \leq v_0 \Delta t + \frac{1}{2} a_{\max} \Delta t^2, \\ \sqrt{(x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2} \leq v_{\max} \Delta t, \\ r(x,y,z) \geq 1000, \\ -10^6 \leq x, y \leq 10^6, -4 \times 10^6 \leq z \leq 4 \times 10^6. \end{cases} \quad (4.5.7)$$

求出的位置就是下一时刻逃逸的最佳位置。



#### 4.5.2 遗传算法模拟逃逸过程

上面求解逃逸最佳位置的问题是非线性规划问题，传统的非线性规划算法的缺陷是计算烦琐且精度不高，稳定性差，对函数初值和函数性态要求较高，且容易陷入局部最优解。而遗传算法是一种鲁棒性很强的全局搜索算法，理论上可以克服传统非线性规划算法的缺陷，但是遗传算法的“早熟”收敛和局部寻优能力差，而将小生境技术和模拟退火技术有机的融入遗传算法，可以增强局部搜索能力，维护种群多样性。该算法能够有效地维持深度搜索和广度搜索的平衡，全面搜索复杂的可行域，快速、可靠地获得高精度的全局最优解，因此以下用小生境遗传模拟退火算法求解逃逸最佳位置。

算法的实现步骤如下：

(1) 适应度函数为：

$$F(x, y, z) = (x^2 + y^2 + z^2)(a^2 + b^2 + c^2)(\cos 1.5^\circ)^2 - (ax + by + cy)^2 \quad (4.5.8)$$

(2) 种群个体  $X = (x, y, z)$  的可行性由约束函数检验，如果不满足约束条件则返回 0，否则返回 1。

(3) 种群个体产生

显然，可行集包含于下列超几何体中

$$\Omega = \{(x, y, z) | -10^6 \leq x, y \leq 10^6, -4 \times 10^6 \leq z \leq 4 \times 10^6\} \quad (4.5.9)$$

设函数  $U(a, b)$  为用来产生区间  $[a, b]$  上随机分布的随机数的函数。在超几何体  $\Omega$  中抽样，取

$$\begin{cases} x = U(-10^6, 10^6) \\ y = U(-10^6, 10^6) \\ z = U(-4 \times 10^6, 4 \times 10^6) \end{cases} \quad (4.5.10)$$

如果由上式产生的种群个体不可行，则拒绝接受；重新产生染色体，如果产生的种群个体可行，则接受它作为种群的一名成员。

(4) 种群初始化。设置进化计数  $t = 1$ ；设置模拟退火初始温度  $T_0$ ，并令  $T_k$ ；

按(3)中的方法，随机生产由  $M$  个个体组成的初始种群  $P(t)$ 。

(5) 求出第  $t$  代各个体的适应度，根据适应度值进行降序排列，记忆前  $N$  个个体。

(6) 选择操作。采用随机联赛的选择方法<sup>[12]</sup>，得到  $P(t)'$ 。

(7) 交叉操作。采用两点杂交的方法以概率  $p_c$  进行交叉操作<sup>[13]</sup>，得到  $P(t)''$ 。

(8) 变异操作。采用均匀变异的方法以概率  $p_m$  进行操作<sup>[14]</sup>，得到  $P(t)'''$ 。

(9) 对变异产生的新个体进行适度评估，并依据Metropolis准则来判断是否接受新个体，得到  $P(t)'''$ 。

(10) 小生境生成操作。将步骤(9)得到  $M$  个个体和所记忆的  $N$  个个体合并，得到个数为  $(M+N)$  的新群体，则个体  $X_i = (x_i, y_i, z_i)$  和  $X_j = (x_j, y_j, z_j)$  之间的海明距离为：

$$\|X_i - X_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (4.5.11)$$

式中：  $i=1,2,\dots,M+N-1$ ；  $j=i+1,\dots,M+N$ 。设  $N$  为小生境半径，当  $\|X_i - X_j\| < L$  时，比较个体  $X_i$  和  $X_j$  的适应度大小，并对其中适度较小的个体处以惩罚函数  $P_0$ ，使

$$F_{\min(X_i, X_j)} = F_{\min(X_i, X_j)} P_0 \quad (4.5.12)$$

(11) 将步骤(10)得到的  $(M+N)$  个个体按新适应度进行降序排列，记忆前  $N$  个个体。

(12) 终止条件判断。若  $t \leq T$  (最大遗传代数)，更新进化迭代计数器  $t = t + 1$ ，并按降温函数  $T_{k+1} = \alpha T_k$  进行降温，将步骤(11)的前  $M$  个个体作为新的下一代群体  $P(t)$ ，然后转到混合算法步骤(5)；若  $t > T$  或连续若干代种群最优个体没有，则输出结果，算法结束。

将上面的非线性规划问题按上面的算法步骤运行50次，惩罚函数参数设置为：

$P_0 = 0.5$ ， $\alpha = 0.96$ ；其他参数的设置为： $M = 50$ ， $T = 1000$ ， $p_c = 0.7$ ， $p_m = 0.1$ ，

$N = 0.25M$ ， $L = 0.05$ ， $T_0 = 3000$ ， $a = 0.99$ ， $F_p = 10^{-30}$ 。得到的结果即为下一时刻  $t_0 + 0.5s$  逃逸最佳位置。

重复以上算法步骤实时计算可得到实时逃逸位置。将实时逃逸位置连接得到逃逸轨迹。

### 4.5.3 跟踪模型变换

设  $X(t)$  为一个随机过程，若对任意时刻  $t_1 < t_2 \cdots < t_{k+1}$  的随机变量  $X(t_1), X(t_2) \cdots X(t_{k+1})$  有：

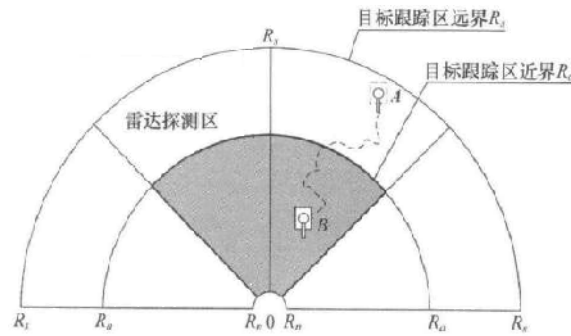
$$P\{X(t_{k+1}) \leq x_{k+1} | X(t_k) = x_k, X(t_{k-1}) = x_{k-1}, \dots, X(t_1) = x_1\} = P\{X(t_{k+1}) \leq x_{k+1} | X(t_k) = x_k\} \quad (4.4.13)$$

$X(t)$  则称为马尔可夫过程<sup>[15]</sup>，它的性质是该随机过程下一刻所处的状态只与当前的状态有关，与过去的状态无关，马尔可夫性也称作无后效性<sup>[16]</sup>。

由上面知目标为了躲避雷达的跟踪，需要不停地改变方向，其下一时刻的行驶方向只与当前的行驶方向有关，而与过去的行驶方向无关。目标改变过程可以看成是具有马

尔可夫性质的随机过程。而蒙特罗算法的核心是把目标出现的位置以加权样本集的形式表示为后验分布，算法每一步都包括位置预测和位置更新两个阶段，随着目标的逃逸，先前跟踪模型预测的目标位置变得不再准确；在位置更新阶段，新的观测被输入到位置滤波器中以实现状态数据更新。通过不断重复这一过程，即可重新跟踪目标。

由于目标逃逸过程复杂多变，若进行详细的跟踪，往往由于多方面条件的限制而无法达到预期的效果。为次将雷达的跟踪过程大致分为如下几个阶段：



4.5.1 雷达追踪逃逸目标图

(1) 雷达发现目标。雷达跟踪区域一般分为跟踪近区和跟踪远区两个部分，如图 4.5.1 所示。当雷达发现目标进入跟踪区时，雷达会记录这个最初发现的位置，即初始跟踪点，记作 A。

(2) 判断目标是否进入跟踪近区，即判断目标是否逃逸，目标跟踪近区为图 4.5.1 中灰色扇形区域。跟踪近区由雷达波束宽度决定。

(3) 通过马尔可夫蒙特罗算法计算下一时刻目标位置为  $L(x,y,z)$ 。设雷达扫描时目标所处位置为  $P(x,y,z)$ ，运行速度为  $v$ ，对所采集的目标的运行数据进行处理，建立马尔可夫模型，并计算状态转移概率矩阵。依蒙特卡罗随机抽样方法<sup>[17]</sup>，将状态转移概率矩阵转化为累积概率分布，求得 0.05 时刻后的预测位置  $P'(x',y',z')$ 。

(4) 跟踪目标。若未发现目标则重复上述过程，直到目标被跟踪到。

## 五、 结论

对于第一问中，本文运用 ECEF 坐标系转换模型，把雷达所检测到的数据进行统一的坐标转换。之后运用无迹卡尔曼滤波（UKF）模型对接收到的数据进行实时去噪滤波处理，得到误差较小的航迹点。之后讲滤波后的航迹点拟合成较为光滑的航迹曲线。再运用差分方程计算求得各时刻航迹点对应的速度与加速度。由于经过准确的坐标转换和滤波去噪处理，计算所得的速度与加速度波动不大，结果比较令人满意。

在第二问中，本文为了应对多目标跟踪，基于序贯实时的思想，并提出了五个数据关联准则，对于 Data2 的数据处理，做到了实时航迹数据关联。区分出来的两条航迹线呈现不断交叉的类似正弦图像的两条航迹线。所区分的航迹点十分准确落入其应有的航

迹线内。对于雷达一段时间只有一个回波点迹状况，提出了正向推理和反向推理方法使得航迹结果不丢失。

在第三问中，对 Data3 数据进行跟踪模型的处理，可以得到十分平滑符合弹道轨迹线的航迹曲线。并由此求得的速度及加速度随时间变化曲线图类似二次曲线。根据第三问计算所得数据，本文在第四问运用弹道参数的轨迹生成原理，对给定的不断推进的时刻  $t$ ，迭代进行计算模拟导弹的运动，做到实时预测。最后算出导弹着陆点坐标为  $(116.3304^{\circ} \text{ E}, 39.5019^{\circ} \text{ N})$ 。

在第五问中，本文先根据前面的跟踪模型建立非线性规划的逃逸模型，然后利用小生境遗传模拟退火算法找出实时最佳目标逃逸位置，这样确定的逃逸位置对躲避雷达追踪取得了非常满意的结果。最后为了保持对目标的跟踪，利用马尔可夫蒙特罗算法变化相应的跟踪模型。

综上所述，本文提出的基于 ECEF 坐标转换和 UKF 滤波的机动目标实时跟踪模型对于题目所给的数据计算，可以得到较为满意结果，并可预测到目标之后移动路径及着陆点。本文基于序贯实时和数据关联的多目标跟踪模型也得到较好效果。最后提出的小生境遗传模拟退火算法的逃逸模型和马尔可夫蒙特罗算法变化相应的跟踪模型，对于飞机逃逸以及雷达反逃逸具有一定的参考价值。

## 参考文献

- [1] 刘利生,吴斌. 外弹道测量精度分析与评定[M]. 北京:国防工业出版社,2010.
- [2] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2009.
- [3] 王雪松,肖顺平,冯德军. 现代雷达电子战系统建模与仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2010
- [4] Julier and Jeffrey K.Uhlmann. Unscented Filtering and nonlinear estimation. Proceedings of the IEEE[J], 2004,92(3):401-422
- [5] 杨蕊. 矩阵的 Cholesky 分解的 MATLAB 实现[J]. 2004,20(1):130-134
- [6] 吕杰. 集中式多雷达系统跟踪技术研究[D].西北工业大学,2004.
- [7] 周世健,夏尚坤. 快速序贯算法及其应用[J]. 解放军测绘学院学报, 1994,(2)
- [8] 周世健,张立亭,鲁铁定. 测量数据处理的实时序贯算法[J]. 测绘学院学报. 2002(3):165-173
- [9] 王晓岭. 数据融合系统中航迹关联和属性融合的研究[D].西安电子科技大学,2006.
- [10] 任萱, 人造地球卫星轨道力学[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1988.
- [11] Holland J H.Adaptation in Nature and Artificial Systems[M].Ann Arbor: MIT Press,1992.
- [12] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1999.
- [13] 陈国良,王煦法,庄镇泉,等. 遗传算法及应用[M]. 北京:人民邮电出版社, 2001.
- [14] 雷英杰. Matalab 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2005.
- [15] Clar J A, Pradhan D K.Fault injection: a method for validating computer-system dependability[J].IEEE Computer,1995,28(6).
- [16] Hsuch M C,Tsai T K, Iyer R K. Fault injection techniques and tools[J].IEEE Computer, 1997,30(4).
- [17] 李卫东,李保国,石元春. 区域农田土壤质地剖面的随机模拟模型[J]. 土壤学报,1999(3).