

# 基于遗传算法的目标轨道测量数据 融合处理方法

詹武平,肖同林,聂 冲

(63620 部队,甘肃兰州 732750)

**摘 要:** 雷达与光测设备是一种重要的外弹道测量设备,利用雷达与光测设备联合跟踪测量飞行目标,再对测量数据进行融合处理,可以得到高精度的目标轨道参数.本文利用约束样条函数样条理论讨论了多测量设备的误差模型方程,提出了一种改进的遗传算法,利用该算法对多传感器测量的数据融合求解方法进行了阐述,给出了具体的计算步骤.仿真数据实验表明,利用该方法处理多传感器测量的目标轨道数据,可以分离各测量设备的系统误差,降低了随机误差对目标轨道精度的影响,提高了数据处理结果的精度.

**关键词:** EMBET; 样条函数; 遗传算法; 系统误差

**中图分类号:** P135 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 2A-089-05

## The Generic Algorithm for Fusing Processing of the Target Orbit Measure Data

ZHAN Wu-ping, XIAO Tong-lin, NIE Chong

(Troop 63620, Lanzhou, Gansu 732750, China)

**Abstract:** This paper proposes an algorithm for fusing processing of the orbit of a target. Based on the spline function the measurement data system error model of the target orbit are analyzed. An improved generic algorithm is provided for solving the error model equation. Using the improved method the system error can be determined accurately. Simulation results show that more precision position parameters of the target can be computed out through the method.

**Key words:** EMBET; spline function; generic algorithm; system error

### 1 引言

为了获取飞行目标的精确轨道参数,除了改进测量设备的精度,还需要改进轨道测量数据的处理方法.在目标轨道参数测量中,虽然对测量设备的各种系统误差进行了修正,由于误差修正模型的不准确等原因,观测数据仍存在系统误差的残差,影响了目标轨道处理结果的精度.由于飞行目标高精度测控的要求以及目标轨道测量设备的增加,多传感器测量数据的融合处理方法已成为获取目标高精度轨道参数的迫切需要.

通常采用多台光测系统交会处理出目标的高精度参数结果,估算出各个雷达的测距与测角的系统误差,再利用加权平均方法融合处理多雷达的跟踪测量数据,得到目标的更高精度的外弹道参数,文献[2]介绍了这种方法.实际上光学测量设备受天气等条件限制,光学

设备测量时间段落相互之间难于重合,光学交会处理的时间段落与雷达测量的时间段落难于重合,因此这种融合处理方法虽然简单,但实际难于应用.

另一种弹道测量数据融合处理方法是60年代发展起来的“EMBT”(Error Mode Best Estimate of Trajectory),即误差模型最佳弹道估计方法,该方法建立起目标坐标与测量设备的系统误差的联合方程,通过求解这个联合方程,估计出各测量设备的系统误差,得到高精度的目标轨道坐标结果.假设 $m$ 台雷达联合测量目标飞行轨迹,雷达测量得到目标的斜距、俯仰角以及方位角,第 $i$ 个雷达在 $j$ 时刻观测方程为:

$$R_{ij} = f_i(X_j, Y_j, Z_j) + a_i + \varepsilon_{ij}$$

$$E_{ij} = g_i(X_j, Y_j, Z_j) + b_i + \eta_{ij}$$

$$A_{ij} = h_i(X_j, Y_j, Z_j) + c_i + \xi_{ij}$$

其中 $X_j, Y_j, Z_j$ 是飞行目标 $j$ 时刻的三个坐标分量,

$f_i, g_i$  与  $h_i$  分别是关于目标的位置参数计算得到的关于目标相对于各测量设备的斜距、俯仰角以及方位角的函数,各函数的具体表示形式如下所示:

$$\begin{aligned} f_i(X_j, Y_j, Z_j) &= \sqrt{(X_j - X^i)^2 + (Y_j - Y^i)^2 + (Z_j - Z^i)^2} \\ g_i(X_j, Y_j, Z_j) &= \arctan \frac{Y_j - Y^i}{\sqrt{(X_j - X^i)^2 + (Z_j - Z^i)^2}} \\ h_i(X_j, Y_j, Z_j) &= \arcsin \frac{Z_j - Z^i}{\sqrt{(X_j - X^i)^2 + (Z_j - Z^i)^2}} \end{aligned}$$

$, i = 1, 2, \dots, m$

其中  $X^i, Y^i, Z^i$  是第  $i$  个雷达的站址坐标分量. 测量得到  $n$  组观测数据后,可以得到  $3mn$  个方程,该方程组中有  $3n$  个目标位置参数和  $3m$  个测量设备的系统误差,当  $m > 1$ ,且  $n$  充分大时,显然  $3mn > 3m + 3n$ ,利用最小二乘法可以解算出  $3n$  个目标轨道参数与  $3m$  个系统误差,这就是通常的“EMBE”方法.该方法可以分离测量设备的系统误差,提高了飞行目标弹道测量处理结果的精度,但测量设备的随机误差影响较大.

利用样条函数理论处理外弹道数据是非常有效的方法,可以有效降低测量设备的随机误差对目标坐标等参数处理精度的影响.利用样条函数改进通常的“EMBE”方法可以提高分离测量设备的系统误差,提高目标轨道参数的处理结果精度.文献[1]与文献[2]较详细论述了样条函数理论处理外弹道数据,文献[3]提出了一种改进的约束样条方法算法处理目标轨道测量数据.本文讨论用样条函数理论处理多传感器测量的轨道数据,提出了一种新的飞行目标测量数据融合解算轨道的算法.本文先叙述通常的约束样条处理目标轨道数据的方法,叙述了一种采用遗传算法处理多传感器测量数据,最后给出了数值实验例子.数值实验结果表明,利用改进的算法处理多传感器测量的数据,比较准确地估计出测量设备的系统误差,降低了测量数据随机误差影响,提高了目标轨道参数的处理结果的精度.

## 2 约束样条处理外弹道测量数据方法

通常飞行目标的轨道是光滑平稳的,可以用三次样条函数拟合.记目标  $t$  时刻在发射系中的坐标参数为:

$$(x(t), y(t), z(t))$$

这些坐标参数的样条节点个数分别为  $M, N, P$ ,它们的三次  $B$  样条基函数分别记为

$$\begin{aligned} B1_i(t), i = 1, 2, \dots, M \\ B2_i(t), i = 1, 2, \dots, N \\ B3_i(t), i = 1, 2, \dots, P \end{aligned}$$

目标在发射系中的坐标可以用样条函数表示为:

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{i=0}^M a_i B1_i(t) \\ y(t) = \sum_{i=0}^N b_i B2_i(t) \\ z(t) = \sum_{i=0}^P c_i B3_i(t) \end{cases}$$

设飞行目标的多传感器测量的序列为  $Y(t)$ ,可以用一系列坐标转换公式把目标发射系坐标反算出目标测量值序列.先把发射系坐标转换到测量系坐标,再把测量系坐标转换成测量设备的测量序列.通常雷达可以测量目标的斜距、方位角与俯仰角,而光学设备可以测量目标的方位角与俯仰角.假设目标的测量系坐标为  $(x_c, y_c, z_c)$ ,对应的测量设备测量的斜距  $R$ 、方位角  $A$  与俯仰角  $E$  可以表示为:

$$\begin{aligned} R &= \sqrt{x_c^2 + y_c^2 + z_c^2} \\ A &= \arctan(z_c/x_c) \\ E &= \arctan(y_c/\sqrt{x_c^2 + z_c^2}) \end{aligned}$$

用函数  $F(x(t), y(t), z(t))$  表示由发射系转换到测量设备测量的序列值的关系,容易看出函数  $F$  可以用样条函数的系数确定,记样条系数为向量形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{a} &= (a_0, a_1, \dots, a_M) \\ \mathbf{b} &= (b_0, b_1, \dots, b_N) \\ \mathbf{c} &= (c_0, c_1, \dots, c_P) \\ \boldsymbol{\beta} &= (\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c})^T \end{aligned}$$

则函数  $F$  可以记为  $F(\boldsymbol{\beta})$ .用函数  $W(X, Y)$  表示长度为  $L$  的序列  $\{X\}$  与  $\{Y\}$  的偏差:

$$\begin{aligned} W(X, Y) &= \sum_{k=1}^L (X_k - Y_k - \delta)^2 \\ \delta &= \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (X_k - Y_k) \end{aligned}$$

解下列最优化问题:  $\min_{\boldsymbol{\beta}} W(Y, F(\boldsymbol{\beta}))$

得出轨道样条系数向量  $\boldsymbol{\beta}$ ,代入到样条函数表示的坐标表达式中,可以计算出目标坐标  $x(t), y(t), z(t)$ ,对这些表达式进行微分计算,可以得到目标的速度等参数.利用坐标转换方法,把目标飞行轨道从发射系转换到各测量设备的测量值序列,得到各测量设备对应的斜距、方位角与俯仰角的真值序列:

$$\{R'_k\}, \{E'_k\}, \{A'_k\}, k = 1, 2, \dots, L$$

假设测量设备实际测量的序列为:

$$\{R_k\}, \{E_k\}, \{A_k\}, k = 1, 2, \dots, L$$

可以用以下公式求出测量设备的残差序列  $\Delta R_k, \Delta E_k, \Delta A_k$ :

$$\begin{cases} \Delta R_k = R_k - R'_k \\ \Delta E_k = E_k - E'_k \\ \Delta A_k = A_k - A'_k \end{cases}, k = 1, 2, \dots, L$$

然后对所有  $\Delta R_k$ 、 $\Delta E_k$  与  $\Delta A_k$  求平均值:

$$\begin{cases} \Delta \bar{R} = (\sum_{k=1}^L \Delta R_k) / L \\ \Delta \bar{E} = (\sum_{k=1}^L \Delta E_k) / L \\ \Delta \bar{A} = (\sum_{k=1}^L \Delta A_k) / L \end{cases}$$

即可得到测量设备的系统误差。

上面最优化问题是一个非线性最优化的求解,通常用下列牛顿迭代算法计算<sup>[4]</sup>:

(1) 选取初始系数  $\beta^{(0)}$ , 确定迭代终止规则;

(2) 计算函数  $W(\beta^{(0)})$  的梯度  $\nabla W(\beta^{(0)})$ , 计算最优化问题的代价函数下降方向:

$$\Delta \beta = (\nabla W^T \cdot \nabla W)^{-1} \nabla W^T W(Y, F(\beta^{(0)}))$$

(3) 计算新的样条系数  $\beta^{(1)}$ :

$$\beta^{(1)} = \beta^{(0)} + \lambda \Delta \beta$$

其中实数  $\lambda$  为阻尼因子。

(4) 令系数  $\beta^{(0)} = \beta^{(1)}$ , 判断迭代收敛准则是否满足, 如果迭代收敛准则成立, 则计算终止, 否则转向步骤(2)继续计算。

实际数据处理过程中, 由于要求解一个非线性最优化问题, 采用牛顿迭代算法, 迭代计算过程往往不稳定, 即使计算过程收敛, 通常只能得到问题的局部最小解, 不能得到全局最优解。

遗传算法是近年来发展起来的算法理论, 广泛应用于各种工程实践之中, 见文献[5, 6]。下面叙述遗传算法在多传感器中轨道测量数据融合处理中的应用。

### 3 多传感器轨道测量数据融合处理的遗传算法

由于遗传算法采用多点进行搜索, 利用交换与变异操作不断产生新的搜索点, 扩大了搜索范围, 因此容易搜索出全局最优解而不是局部最优解, 在有关最优化问题的求解中得到广泛应用。

遗传算法的一般迭代过程如下:

(1) 确定遗传算法的群体编码规则, 确定遗传算法群体的个数  $I$ , 随机产生一组系数向量集合  $\{\beta^{(k)}\}$ , 也就是迭代的初始群体:

$$\beta^{(k)} = (a^{(k)}, b^{(k)}, c^{(k)})^T, k = 1, 2, \dots, I$$

(2) 计算该群体的对应的适应度  $\{G_k\}$ :

$$G_k = W(Y, F(\beta^{(k)})), k = 1, 2, \dots, I$$

(3) 计算每个迭代个体的相对适应度  $V_k$ :

$$V_k = G_k / \sum_{p=1}^I G_p, k = 1, 2, \dots, I$$

(4) 对群体进行选择操作, 生成新一代群体, 确定需要替换的个体数量  $s$ , 对相对适应度进行从大到小排序:

$$\bar{V}_1, \bar{V}_2, \bar{V}_3, \dots, \bar{V}$$

把  $\bar{V}_1$  到  $\bar{V}_s$  对应的个体用  $\bar{V}_I$  对应的个体替换。

(5) 对群体中的每两个遗传个体进行交换操作, 生成新一代群体。假设进行交换操作的两个遗传个体中的对应的实数系数为  $r_1$  与  $r_2$ , 变换系数为  $\theta$ , 进行交换操作后两个实数如下表示:

$$\bar{r}_1 = \theta r_1 + (1 - \theta) r_2; \quad \bar{r}_2 = \theta r_2 + (1 - \theta) r_1, 0 < \theta < 1$$

(6) 对群体进行变异操作, 生成新一代群体。对每个遗传个体中的实数系数用二进制表示, 随机选择其中的若干位, 把该位置上的二进制数字进行位反操作, 也就是把 0 变成 1, 1 变成 0, 新变成的实数就成为新个体中的实数系数。

(7) 计算新的群体的适应度, 判断迭代终止条件, 如果迭代终止条件不满足, 则转向步骤(2); 如果迭代终止条件满足, 则转向步骤(8);

(8) 从群体中选择问题最优解, 迭代结束。

通常的遗传算法进行选择、交换、变异操作时, 始终在大范围求解域内选取, 一些无效的运算影响了迭代的收敛速度。同时由交换与变异操作生成的子代不能保证比父代优越。通常多传感器测量数据融合处理问题的解在找到大致的较优解后, 只要在较优解的小范围内搜索即可, 因此需要适时调整解的搜索范围。另外为了确保子代优于父代, 应该让父代的最优个体保留给子代。下面给出优化问题一种改进的遗传算法:

(1) 给定一个较大的解的搜索范围, 直接利用实数编码法则随机产生一组初始群体, 计算该群体的适应度。设定系数向量搜索的下界为  $\Lambda_1$ , 上界为  $\Lambda_2$ :

$$\Lambda_1 \leq \beta^{(k)} \leq \Lambda_2$$

(2) 依次对群体进行选择、交换、变异操作, 生成新一代群体, 如果个体中的一个系数实数大于上界或小于下界, 就用上界或下界替代, 计算新的群体的适应度  $G_k$ :

$$G_k = W(Y, F(\beta^{(k)})), k = 1, 2, \dots, I$$

(3) 随机选择子代的一个个体, 将该个体与父代的最优个体相比较, 如果父代的最优个体的适应度小于子代的这个选定的个体的适应度, 就用父代的最优个体代替子代的这个选定的个体;

(4) 计算子代个体的相对适应度, 根据最优个体的系数向量  $\beta^{(0)}$  和相对适应度  $V_0$ , 自适应更新搜索解的下界与上界:

$$\bar{\Lambda}_1 = \beta^{(0)} - (\Lambda_2 - \Lambda_1) \cdot V_0; \quad \bar{\Lambda}_2 = \beta^{(0)} + (\Lambda_2 - \Lambda_1) \cdot V_0$$

(5) 判断迭代终止条件, 如果迭代终止条件不满足, 则转向步骤(2); 如果迭代终止条件满足, 则转向步骤(6);

(6) 从子代中选择问题最优解, 迭代结束。

实际数据处理时,先利用单雷达测量数据计算目标轨迹,用该轨迹求出目标轨迹的样条系数.以该样条系数规定一个较大的解的搜索范围,保证优化问题的最优解在这个搜索范围内,然后随机生成一组初始值,在搜寻一定次数后,根据子代中最优个体的适应值,适当缩小最优解的搜索范围,以利于加快算法的收敛速度.

#### 4 数据实验

考虑三台雷达测量同一目标的轨道数据融合计

表 1 仿真计算雷达系统误差参数与随机误差参数

设备设备	系统误差			随机误差		
	$R0(m)$	$E0(rad)$	$A0(rad)$	$\sigma R(m)$	$\sigma E(rad)$	$\sigma A(rad)$
雷达 1	8.0	-0.00015	0.00015	6.0	0.00001	0.00001
雷达 2	-16.0	0.0002	-0.0003	7.0	0.00001	0.00001
雷达 3	10.0	-0.0002	0.00025	8.0	0.000015	0.000015

利用雷达 1 测量的序列可以粗略确定飞行目标的坐标,这些坐标序列与理论坐标值作差的曲线如图 1~3

算,利用一个目标的轨迹反算出各测量设备的测距与测角数据,对各个数据加上测量设备的系统误差与随机误差作为它们的测量序列.利用本文的遗传算法可以融合处理出目标的轨迹同时估计出测量设备的系统误差,对单台雷达测量数据可以给出目标定位结果,利用这两种方法处理这些仿真测量数据,把目标定位的结果与理论值坐标进行比较,具体结果如下所示.

三台雷达系统零值参数设定如下:

所示,用遗传算法融合处理的目标坐标减去目标理论坐标,得到三个坐标差的序列曲线如图 4~6 所示.

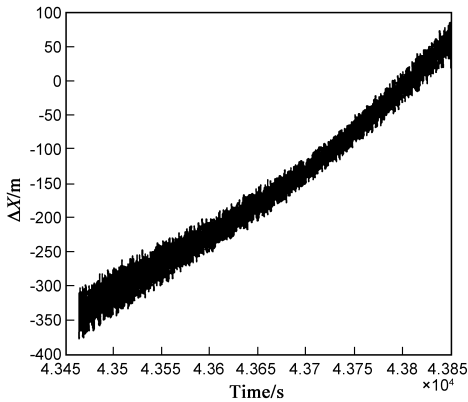


图 1 雷达 1 测量目标坐标 X 与理论坐标 X 作差曲线图

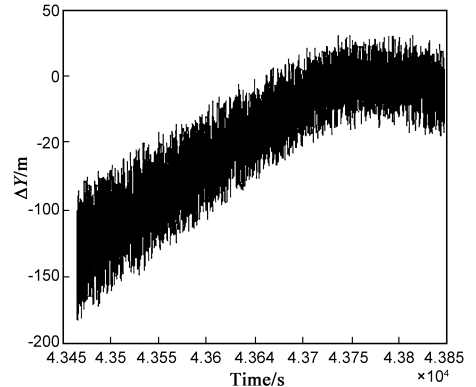


图 2 雷达 1 测量目标坐标 Y 与理论坐标 Y 作差曲线图

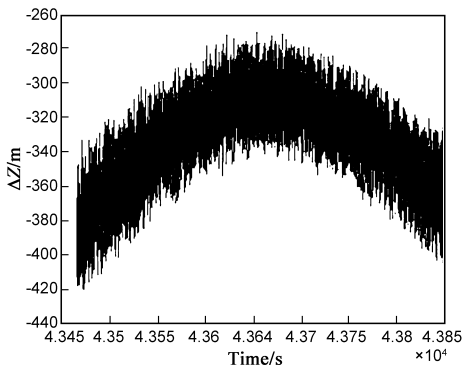


图 3 雷达 1 测量目标坐标 Z 与理论坐标 Z 作差曲线图

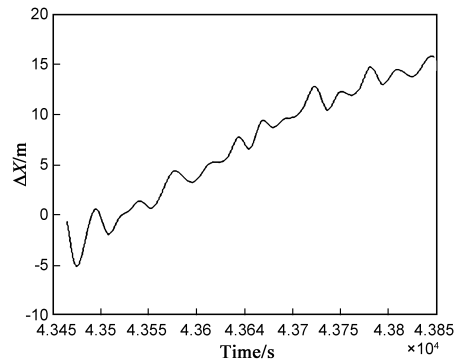


图 4 融合处理目标坐标 X 与理论坐标 X 作差曲线图

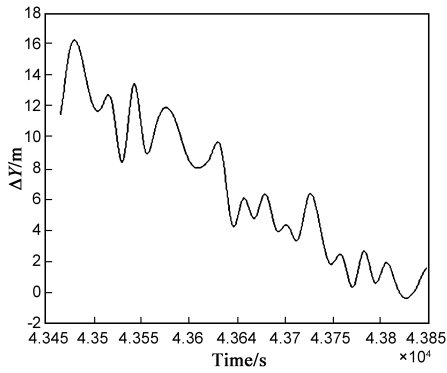


图5 融合处理目标坐标Y与理论坐标Y作差曲线图

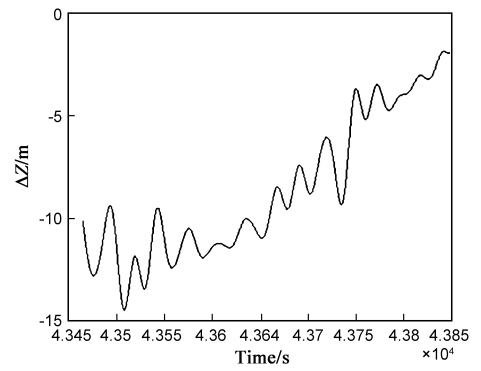


图6 融合处理目标坐标Z与理论坐标Z作差曲线图

从这些曲线图可以看出,单台雷达测量的目标坐标误差基本上超过 300m,融合处理得到的目标坐标误差在 20m 以内,轨道参数精度有了明显的提高。

## 5 结束语

本文给出的遗传算法融合处理多传感器测量的轨道数据,可以比较精确地估计测量设备的系统误差,得到高精度的飞行目标的坐标参数,可以应用到飞行目标的轨道数据融合处理中。

## 参考文献:

- [1] 王正明,易东云,等.弹道跟踪数据的校准与评估[M].长沙:国防科技大学出版社,1999.283-327.
- [2] 刘利生.外测数据事后处理[M].北京:国防工业出版社,2000.
- [3] 陈伟玉,陈伟利,等.样条约束的 EMBET 中最优化问题与

- 算法改进[J].装备指挥技术学院学报,2002,(4):86-89.
- [4] 陈宝林.数值优化方法的理论与应用[M].北京:清华大学出版,1999.
- [5] 潘正君,康立山,陈毓屏.演化计算[M].北京:清华大学出版社,1998.
- [6] 云庆夏.进化算法[M].北京:冶金工业出版社,2000.22-83.

## 作者简介:

詹武平 男,1970年8月出生于江西省九江市.现为试验技术部高级工程师,发表学术论文10余篇.

E-mail: wpzhan@163.com

肖同林 男,1970年9月出生于山东省青岛市.现为试验技术部高级工程师,发表学术论文10余篇.

聂冲 男,1982年12月出生于江西南昌市.博士.主要研究方向为测控仿真技术,发表学术论文10余篇.