

doi: 10.7690/bgzdh.2014.06.008

一种基于灰色理论的目标飞行器跟踪趋势预测模型

袁小江, 陈亮, 吴云, 戴婷婷

(中国卫星海上测控部技术部, 江苏 江阴 214431)

摘要: 为了揭示目标飞行器的运动特性, 将灰色模型应用于船载雷达跟踪目标飞行器趋势的预报。基于 GM(1,1) 灰色模型, 对原始序列进行累加处理得到生成序列, 通过灰色模型去描述生成序列, 还原出原始序列, 得到原始数据的预测模型, 以此获得对目标飞行器未来趋势的预测, 并以某次任务的雷达跟踪测量俯仰角数据为实例进行研究。实验结果表明: 经过数据预处理后, 所建模型具有一定的预测精度。

关键词: 累加; 趋势预报; 灰色理论

中图分类号: TJ02 **文献标志码:** A

Tracking Trend Forecast Model Based on Gray Theory for Object Aircraft

Yuan Xiaojiang, Chen Liang, Wu Yun, Dai Tingting

(Technology Department, Satellite Maritime Tracking & Controlling Department of China, Jiangyin 214431, China)

Abstract: To discover the dynamic characteristic of object aircraft, it applies the gray model into forecast on the trend which shipboard radar track object aircraft. To the particularity of shipboard data, this paper pushes out one new data dispose method based on GM (1,1). The method dispose the original data serial to a new serial by accumulated generating operation (AGO), Then it adopt gray model to describe the new serial and restore it. A new model can be gotten which be tested by sampling larges of pitch angel data arising from radar trending in a task .The result proves that the model could satisfactorily forecast precision disposed beforehand by the method.

Keywords: accumulated generating operation (AGO); trend forecast; gray theory

0 引言

在海上航天测量任务船载雷达跟踪目标飞行器的过程中, 由于受船摇动^[1]等的影响, 对目标飞行器进行精确跟踪时, 需要对目标飞行器飞行趋势进行实时预报, 以减小滤波的滞后^[2-5]。但由于船载雷达跟踪目标飞行器的过程数据序列是一种非平稳的时间序列, 所以建模非常困难。如果能将数据中的趋势项部分和稳定性部分分开, 则非常有利于建模。对趋势项的处理常采用趋势项消除法, 即对时间序列进行若干次差分运算, 直到差分后的序列变成平稳的时间序列。这有利于建立 ARMA 模型, 在建立完模型后, 再通过还原处理, 得到原始非平稳时间序列的 ARMA 模型^[6-9]。但是这种趋势项消除法有个缺点, 即不能得到非平稳时序中所含的趋势向的具体形式, 也就难以揭示系统的动态特性, 难以进行系统分析。为了揭示系统的动态特性, 笔者基于灰色理论^[10]为趋势项建立 GM(1,1)模型。

1 趋势项的生成处理

灰色理论将原始数据列中的数据按某种要求做数据处理称为生成。生成方式包括累加生成和累减

生成。累加生成是对原始序列中的数据依次累加以得到生成序列。累减生成是将原序列中相邻数据依次累减, 目的是还原数列。

由于船载雷达引导系统已跟踪测量到的信息部分为已知, 待测量信息部分未知, 可将其系统视为一个灰色系统, 便可采用灰色理论, 观测序列亦可视为灰色序列。灰色系统理论认为: 尽管客观系统表象复杂, 数据离乱, 但总是有整体功能的, 因此必然蕴含某种内在的规律。

一切灰色序列都能通过某种生成弱化其随机性, 显现其规律性, 关键在于如何选择适当的方式去挖掘它和利用它。对灰色过程建立的模型成为灰色模型, 即 GM。GM(1,1)是最常用、最简单的一种灰色模型, 它是由一个只包含单变量的微分方程构成的模型。例如, 如图 1 为某次船载雷达俯仰角观测数据, 其数据序列图总体变化趋势为前半段整体上升, 后半段整体下降, 在每一时间点上又呈现不规则的震荡变化。这些不规则的震荡变化主要是船载雷达受到船摇的影响, 可以看作随机变量。由于船摇受风浪影响, 变化具有不可预见性; 因此, 可直接通过原始数据进行预测, 一方面预测模型难

收稿日期: 2014-01-08; 修回日期: 2014-02-09

作者简介: 袁小江(1976—), 男, 陕西人, 硕士, 工程师, 从事数据挖掘研究。

以建立，另一方面预测结果准确度不高。若对原始数据作一次累加生成，得到新序列，其序列图如图 2 所示，从图 2 看出新序列呈现明显的指数增长规律性，在各个时间点上不再有随机变化部分。通过累加生成处理，带来 2 方面的好处：一方面减少了随机变量的影响，另一方面由于 $\{x_t\}$ 中确定性信息的加强，便于从 $\{x_t^{(1)}\}$ 中明确地提取指数趋势项以建立预测模型。新序列模型建立完毕后，只要再经过一次累减生成即可还原原始序列。从而，能掌握序列的总体变化趋势，得到原始数据的预测模型，获得对目标飞行器未来趋势的预测，更好地指导车载雷达的跟踪指向。

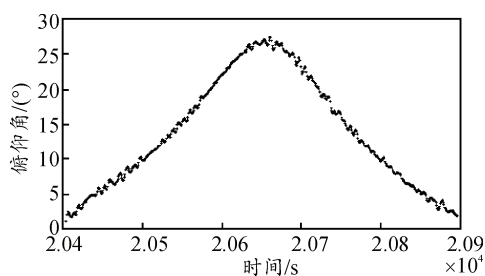


图 1 俯仰角时序图

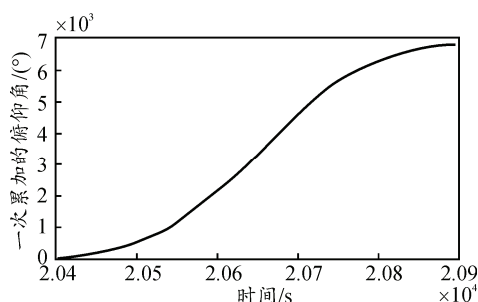


图 2 俯仰角累加生成结果时序

2 趋势项 GM(1,1)建模

根据灰色系统理论^[5]，对车载雷达时间序列 $\{x_t\}$ ($t=1,2,\dots,N$) (亦记为 $x_t^{(0)}$)，进行一次累加处理 $x_t^{(1)} = \sum_{i=1}^t x_i$ ($t=1,2,\dots,N$) 得到一个新序列 $\{x_t^{(1)}\}$ ，然后对此新序列建立如下的一阶微分方程，称

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (1)$$

为 GM(1,1)模型方程。根据微分方程理论，GM(1,1)的解为

$$x_{t+1}^{(1)} = \left(x_1 - \frac{b}{a}\right)e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (2)$$

其中 x_1 是时间序列 $\{x_t\}$ 的第 1 个数据。对式 (2) 做

累减还原处理，可得车载雷达原始时间序列 $\{x_t\}$ 的预测公式为

$$x_{t+1} = (-ax_1 + b)e^{-at} \quad (3)$$

3 趋势项 GM(1,1)模型参数估计

GM(1,1)模型形式已经确定，只需估计 a 、 b 个参数，参数估计流程如下：

1) 对雷达观测序列 $\{x_t\}$ ($t=1,2,\dots,N$)，进行一次累加生成处理，得到生成序列 $\{x_t^{(1)}\}$ 。

2) 得到 $\{x_t^{(1)}\}$ 的紧邻均值生成序列 $\{z_t^{(1)}\}$ ，其中

$$z_t^{(1)} = \frac{1}{2}(x_{t-1}^{(1)} + x_t^{(1)}) \quad (t=2,3,\dots,N) \quad (4)$$

3) 构造数据矩阵：

$$Y = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$B = \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} & 1 \\ -z_3^{(1)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_N^{(1)} & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

4) 记 $\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$ 为参数列，按最小二乘法估计参数。

将数据代入 GM(1,1)模型基本形式方程得：

$$\begin{aligned} x_t^{(0)} + ax_t^{(1)} &= b \\ x_2^{(0)} + az_2^{(1)} &= b \\ x_3^{(0)} + az_3^{(1)} &= b \\ &\dots \\ x_N^{(0)} + az_N^{(1)} &= b \end{aligned} \quad (7)$$

此即

$$Y = B\hat{a} \quad (8)$$

对于 a 、 b 的一对估计值，以 $b - az_t^{(1)}$ 代替 $x_t^{(0)}$ ($t=2,3,\dots,N$) 可得误差序列

$$\varepsilon = Y - B\hat{a} \quad (9)$$

设 $s = \varepsilon^T \varepsilon = (Y - B\hat{a})^T (Y - B\hat{a}) = \sum_{t=2}^N (x_t^{(0)} + az_t^{(1)} - b)^2$

使 s 最小的 a 、 b 应满足

$$\begin{aligned} \frac{\partial s}{\partial a} &= 2 \sum_{t=2}^N (x_t^{(0)} + az_t^{(1)} - b) \cdot z_t^{(1)} = 0 \\ \frac{\partial s}{\partial b} &= -2 \sum_{t=2}^N (x_t^{(0)} + az_t^{(1)} - b) = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

从而得

$$b = \frac{1}{N-1} \left[\sum_{t=2}^N x_t^{(0)} + a \sum_{t=2}^N z_t^{(1)} \right]$$

$$a = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{t=2}^N x_t^{(0)} \sum_{t=2}^N z_t^{(1)} - \sum_{t=2}^N x_t^{(0)} z_t^{(1)}}{\sum_{t=2}^N (z_t^{(1)})^2 - \frac{1}{N-1} \left(\sum_{t=2}^N z_t^{(1)} \right)^2}$$
(11)

由 $Y = B\hat{a}$ 得:

$$B^T B \hat{a} = B^T Y$$
(12)

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$
(13)

由

$$B^T B = \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} & 1 \\ -z_3^{(1)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_N^{(1)} & 1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} & 1 \\ -z_3^{(1)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_N^{(1)} & 1 \end{bmatrix}$$
(14)

$$(B^T B)^{-1} = \frac{1}{(N-1) \sum_{t=2}^N (z_t^{(1)})^2 - \left(\sum_{t=2}^N z_t^{(1)} \right)^2} \begin{bmatrix} N-1 & \sum_{t=2}^N z_t^{(1)} \\ \sum_{t=2}^N z_t^{(1)} & \sum_{t=2}^N (z_t^{(1)})^2 \end{bmatrix}$$
(15)

$$B^T Y = \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} & 1 \\ -z_3^{(1)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_N^{(1)} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sum_{t=2}^N x_t^{(0)} z_t^{(1)} \\ \sum_{t=2}^N x_t^{(0)} \end{bmatrix}$$
(16)

所以

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{t=2}^N x_t^{(0)} \sum_{t=2}^N z_t^{(1)} - \sum_{t=2}^N x_t^{(0)} z_t^{(1)}}{\sum_{t=2}^N (z_t^{(1)})^2 - \frac{1}{N-1} \left(\sum_{t=2}^N z_t^{(1)} \right)^2} \\ \frac{1}{N-1} \left[\sum_{t=2}^N x_t^{(0)} + a \sum_{t=2}^N z_t^{(1)} \right] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$
(17)

4 趋势项的预测

当用于预测时, 趋势项部分通过对式 (2) 做累减还原处理。可得原始时间序列 $\{x_t\}$ 的 1 步预测为

$$\hat{x}_{t+1} = (-ax_1 + b)e^{-a(t+1-1)} \quad (18)$$

当 $t \leq N$ 时, 称 $x_t^{(0)}$ 为模型模拟值, 当 $t > N$ 时, 称 $x_t^{(0)}$ 为模型预测值。建模的目的在于预测, 为了提高预测精度, 首先要保证有充分高的模拟精度, 尤其是 $t=N$ 时的模拟精度。

在车载雷达跟踪目标的过程中, 随着时间的推移, 将会不断地有一些随机扰动因素如大气折射、船摇等进入系统, 使系统的发展趋势预测受到影响。且随着目标的运动, 老的观测数据的信息意义将逐步降低, 尤其是俯仰角数据, 目标在过航捷前

后俯仰角趋势发生了突变, 航捷前俯仰角呈增大趋势而航捷后俯仰角呈减小趋势。用 GM(1,1)模型进行预测, 精度较高的仅仅是预测点后的几个数据。越往未来发展, 越远离时间原点, 预测效果越差; 因此, 必须不断地考虑那些随着时间推移相继进入系统的扰动因素, 在不断获取新的目标信息的同时, 及时地去掉老信息, 使建模序列更能反映系统目前的特征。同时, 可保证序列长度不变, 节省空间, 降低建模运算量。

5 试验结果

本实验数据采用某次任务的雷达跟踪测量俯仰角数据, 采样时间间隔为 0.05 s, 样本总个数为 240 个, 样本数据结构为 (T, E) , 其中 T 代表以秒为单位北京绝对时, s ; E 代表俯仰角, $(^\circ)$ 。

俯仰角时序图如图 3 所示, 其中虚线代表经过生成处理后得到的俯仰角趋势项时序图, 图 4 为俯仰角平稳项的时序图。由图 3、图 4 可以看出, 经过趋势项提取后, 原来不平稳的序列图分解成指数变化的趋势项和均在 0 值周围稳定震荡的序列图。

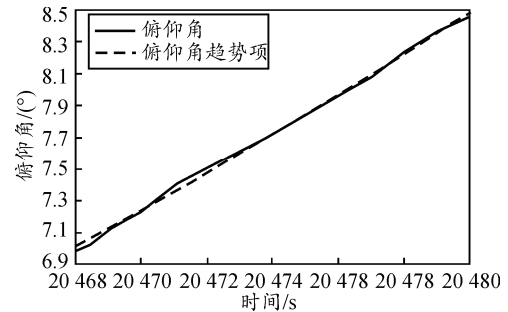


图 3 俯仰角及其趋势项时序

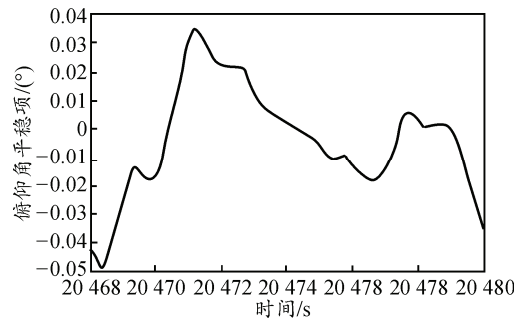


图 4 俯仰角平稳项时序

为趋势项部分建立 GM(1,1)模型, 得到的相应参数如表 1 所示。

表 1 趋势项估计得到的 GM(1,1)模型参数

名称	模型参变量	参数估计值	GM(1,1)模型方程
俯仰角 E	a	-0.000 792	$d_t = 7.024\ 386\ 744e^{0.000\ 792(t-1)}$
	b	7.018 857	

利用建立的模型进行预测, 预测结果如图 5 所

示。一步预测的平均误差为 0.0024° ，平均误差率为 0.029% ，二步预测的平均误差为 0.0061° ，平均误差率为 0.068% ，三步预测的平均误差为 0.0138° ，平均误差率为 0.158% 。

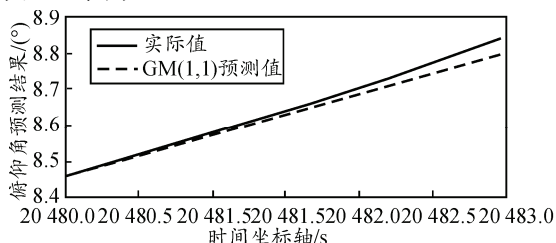


图 5 俯仰角预测结果

6 结束语

笔者通过一阶灰色模型对船载雷达跟踪目标飞行器的趋势项完成了预报，为了准确地描述船载雷达模型，还需对稳定性部分建立 ARMA 模型，将确定性的函数关系式与 ARMA 模型组合，便可得到精确描述船载雷达序列的非平稳时序模型。另外，有时通过一次累加处理，新序列仍然难以表现趋势性，可以通过多次累加生成处理，以增强新序列的趋向性，但这样会带来较高的算法复杂度，如何平衡生成处理次数与预报精度的关系是下一步要

(上接第 26 页)

5 结束语

基于 Multi-Agent 的作战仿真系统克服了传统作战仿真方法的缺点，较好地反映了现代军事战争所具有的对抗性、非线性以及不确定性，能比较客观地描述整个军事演习的过程。下一步，笔者将重点研究作战兵力 Agent 的决策推理机制和 Agent 的自学习功能，丰富 Agent 的行为，以期能涌现出更为复杂的整体现象，更好地体现仿真系统的智能性。

参考文献：

- [1] 王子才. 仿真技术发展及应用[J]. 中国工程科学, 2003, 5(2): 40-44.
- [2] 陈建华. 舰艇作战模拟理论与实践[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002: 15-18.
- [3] 杨建池. Agent 建模理论在信息化联合作战仿真中的应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007.
- [4] 邢立新, 陈澍. 信息化条件下火力打击网络研究[J]. 兵工自动化, 2012, 31(12): 39-41.
- [5] Wang H J, Chang G C, Li X J, et al. Study on Military General Simulation Model and Integrative Framework[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(3): 15-18.
- [6] Liu C, Wang W P, Zhu Y F. Research on Model Formal Specification for System-of-systems Combat Simulation[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(2):

研究的方向。

参考文献：

- [1] 张忠华. 航天测量船船摇数据处理方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 117.
- [2] 张萍萍, 孙永侃, 李雪飞. 视景仿真环境下基于卡尔曼滤波的运动目标航迹预测方法[J]. 兵工自动化, 2013, 32(5): 40-42.
- [3] 刘国栋, 李华伟, 底哲, 等. Kalman滤波在天线数字引导跟踪中的应用[J]. 信号与信息处理, 2010, 40(8): 22-25.
- [4] 孙水玲. 一种用于雷达数字引导的卡尔曼滤波方法[J]. 无线电工程, 1996, 26(4): 30-33.
- [5] 党引弟. 实时数字引导中的数据处理[J]. 现代电子技术, 2004, 187(20): 94-97.
- [6] 周志杰, 胡昌华, 韩晓霞, 等. 基于平稳时间序列分析的陀螺漂移性能预测的研究及实现[J]. 导弹与航天运载技术, 2004, 272(5): 43-47.
- [7] 杨叔子. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007: 310-323.
- [8] 王正明, 易东云. 测量数据建模与参数估计[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2004: 187-197.
- [9] Geogrg E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel. 时间序列分析预测与控制[M]. 北京: 中国统计出版社, 1997: 60-96.
- [10] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 104-108.
- [11] 56-58.
- [7] 王义冬, 石伟峰, 何洪雨, 等. 面向 Agent 的装备作战仿真应用系统设计[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(1): 94-95.
- [8] 李彪, 欧宜成, 孙媛, 等. 作战仿真中作战 Agent 规则动态变更机制[J]. 海军航空工程学院学报, 2012, 27(5): 583-588.
- [9] 李彪, 唐金国, 李季颖. 一种面向 Agent 的作战仿真建模方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2012, 27(3): 317-323.
- [10] 彭辉, 贺毅辉, 姜峰, 等. 城市作战仿真中 CGF Agent 战术路径规划计[J]. 计算机工程, 2012, 38(9): 262-266.
- [11] IEEE Standard for Modeling and Simulation (M&S) High Level Architecture (HLA)-Frame and Rules[S]. IEEE Std 1516-2000, 2000.
- [12] 陈建华, 李刚强, 傅调平. 海军兵种战术训练模拟系统建设研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(11): 2625-2632.
- [13] 王步云, 张国. 一种适用于人工生命作战仿真的混合 Agent 结构[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(11): 2515-2519.
- [14] 邵伟, 陈春, 陶金. 基于多 Agent 构建认知主导决策模型[J]. 兵工自动化, 2013, 32(4): 35-39.
- [15] 毛明志, 姜云飞. 多 Agent CRM 系统模型及其协同通信研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(6): 287-230.
- [16] 宋辉, 王秀森, 李彩霞. 基于 Multi-Agent 的编队对空防御方法[J]. 兵工自动化, 2011, 30(9): 28-30.