

基于蚁群优化的实时航迹灰色预测

李嘉伦

(上海交通大学,上海 200240)

摘要: 对于空中目标实时航迹预测问题,在数据匮乏的情况下,灰色GM(1,1)预测模型是一种行之有效的方法,但实际工程应用中,灰色模型预测的精度时常达不到要求。通过对灰色模型内在原理逻辑的深入研究,指出了其初值和灰参数的选取并非最优。采用蚁群仿生算法对初值和灰参数进行优化,有效地提高了航迹预测的精度,通过实例计算验证了该方法的有效性和精确性。

关键词: 实时航迹; 航迹预测; 灰色模型; 蚁群算法; 雷达

中图分类号: V243.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)11-0027-03

A Grey Prediction for Real-Time Track Based on Ant Colony Optimization

LI Jia-lun

(Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: As to the issue of predicting real-time aerial target track, grey prediction model is an effective method in the context of limited data. But the accuracy of grey model prediction often fails to meet the requirements in practical engineering applications. Through in-depth study on the modeling mechanism of grey mode, it was found that the selections of initial value and grey parameters are not optimal. Then, by using ant colony optimization for the initial value and grey parameters, the accuracy of track prediction was improved significantly. The effectiveness and precision of the method was verified through case calculation.

Key words: real-time track; track forecast; grey model; ant colony optimization; radar

0 引言

在现代化自动防空系统中,雷达目标的航迹预测有着十分重要的意义。在军用领域,对目标航迹进行精确、实时的预测是侦察监视、态势评估和火力控制的基础。目前,用于雷达目标航迹预测的方法主要有卡尔曼滤波模型、 α - β 滤波模型以及非线性滤波模型等。但由于战场环境的复杂性,在探测数据量匮乏时,灰色GM(1,1)模型可以适用于“少数据、贫信息”的预测问题^[1],而灰色GM(1,1)模型在工程应用中最突出的问题是预测精度时常达不到要求。本文通过对灰色模型内在原理逻辑的深入研究,发现传统理论模型中初值的选取存在缺陷,同时灰参数的取值也未达到最优,因此引入蚁群仿生算法对上述参数进行优化,有效提升了预测精度。

1 理论模型

1.1 传统灰色GM(1,1)模型

给定原始数据列

$$\{X_p^{(0)}(i)\} \quad i=1,2,\dots,N \quad p=1,2,3 \quad (1)$$

式中: N 为数据列长度;下标 $p=1,2,3$ 分别代表雷达探测到的目标距离 $r(t)$,方位角 $\theta(t)$ 和俯仰角 $\varepsilon(t)$ ^[2]。

一次累加生成序列

$$\{X_p^{(1)}(i)\} \quad i=1,2,\dots,N \quad (2)$$

式中, $X_p^{(1)}(i) = \sum_{j=1}^i X_p^{(0)}(j)$ 。

由一次累加序列构造背景值序列

$$\{Z_p^{(1)}(i)\} \quad i=2,\dots,N \quad (3)$$

式中, $Z_p^{(1)}(i) = \mu X_p^{(1)}(i-1) + (1-\mu)X_p^{(1)}(i)$, μ 为权重系数,经验值为0.5。

建立关于 $X_p^{(1)}(i)$ 的微分方程

$$\frac{dX_p^{(1)}(i)}{dt} + a_p X_p^{(1)}(i) = u_p \quad (4)$$

式中, a_p, u_p 统称为灰参数, a_p 称为发展灰数, u_p 称为

收稿日期:2014-12-22

修回日期:2015-01-14

作者简介:李嘉伦(1991—),男,江苏扬州人,硕士生,研究方向为电气与自动化。

控制灰数,记为灰参数列 $\hat{a}_p = (a_p, u_p)^T$ 。

以样本的初值 $X_p^{(0)}(1)$ 为初始条件,用最小二乘法求解灰参数列 \hat{a}_p ,即

$$\hat{a}_p = (B_p^T \quad B_p)^{-1} B_p^T y_N(p) \quad (5)$$

式中:

$$B_p = \begin{pmatrix} -\frac{1}{2}(X_p^{(1)}(2) + X_p^{(1)}(1)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(X_p^{(1)}(3) + X_p^{(1)}(2)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(X_p^{(1)}(N) + X_p^{(1)}(N-1)) & 1 \end{pmatrix}; \quad (6)$$

$$y_N(p) = (X_p^{(0)}(2), X_p^{(0)}(3), \dots, X_p^{(0)}(N))^T \quad (7)$$

将灰参数代入微分方程,可得离散解

$$X_p^{(1)}(k) = \left(X_p^{(1)}(0) - \frac{u_p}{a_p} \right) e^{-a_p(k-1)} + \frac{u_p}{a_p} \quad (8)$$

即得到目标的预测值,经过下式可将一次累加值还原成原始预测值

$$\hat{X}_p^{(0)}(k) = \hat{X}_p^{(1)}(k) - \hat{X}_p^{(1)}(k-1) \quad (9)$$

1.2 传统灰色 GM(1,1) 模型的缺陷及所需的改进

1.2.1 模型初值问题

传统灰色 GM(1,1) 模型直接取原始数据列第一个值 $X_p^{(0)}(1)$ 作为式(4)灰方程的初值^[3],即假定 $\hat{X}_p^{(1)}(1) = X_p^{(0)}(1)$ 。而灰色 GM(1,1) 模型进行预测的原理是最小二乘 $\sum_{k=1}^n (X_p^{(0)}(k) - \hat{X}_p^{(0)}(k))^2$ 最小,原始数据列第一个值 $X_p^{(0)}(1)$ 并不一定满足此条件,因此选取 $X_p^{(0)}(1)$ 为初值并不理想。另外,无论是以最新的数据 $X_p^{(0)}(N)$ 作为初值,还是逐个尝试原始数据列的所有数据来挑选使得结果精度最高的数据作为初值,尽管在某些时候可以得到良好的结果,但由于最优初值并不一定是 $\{X_p^{(0)}(i)\}$ 中的值,因而均无法保证其最优^[4]。本文假设初值修正式为

$$\hat{X}_p^{(1)}(1) = X_p^{(0)}(1) + \varepsilon_p \quad (10)$$

式中, ε_p 为初值修正量,采用蚁群算法对初值修正量 ε_p 进行最优估计。

1.2.2 模型背景值问题

传统灰色 GM(1,1) 模型中,为了便于求解,背景值直接取序列 $\{X_p^{(1)}(i)\}$ 的相邻均值^[5],即 $Z_p^{(1)}(i) = \frac{X_p^{(1)}(i-1) + X_p^{(1)}(i)}{2}$,但是理论上无法说明此时模型的预测精度最高。本文直接对经过初值修正的时间响应式

$$X_p^{(1)}(k) = \left(X_p^{(1)}(0) + \varepsilon_p - \frac{u_p}{a_p} \right) e^{-a_p(k-1)} + \frac{u_p}{a_p} \quad (11)$$

进行参数优化,规避背景值构造中权重系数 u 的最优搜索问题,而使用蚁群算法对灰参数 a_p, u_p 进行最优估计。

1.3 基于蚁群算法的灰色 GM(1,1) 模型参数优化

蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 是由 DORIGO M 等人^[6]提出的一种启发式仿生寻优算法。蚁群在觅食路径上释放信息素,信息素同时根据时间的推移而挥发,个体蚂蚁根据不同路径信息素浓度的差异选择出蚁穴到食物源的最短路径。蚁群算法通过人工模拟出蚁群的觅食过程作为寻优搜索的原理^[7-8]。

蚁群算法优化初值修正量 ε_p 及灰参数 a_p, u_p 的步骤如下。

1.3.1 初始化

1) 选取蚂蚁数 s 。

2) 设定灰参数 a_p, u_p 及初值修正量 ε_p 的取值范围: $x_{a_{\min}} \leq a_p \leq x_{a_{\max}}, x_{u_{\min}} \leq u_p \leq x_{u_{\max}}, x_{\varepsilon_{\min}} \leq \varepsilon_p \leq x_{\varepsilon_{\max}}$ 。

3) 将灰参数 a_p, u_p 及初值修正量 ε_p 的取值范围尽可能小地等份分割,分割成大小为 $M \times M \times M$ 的空间栅格,作为蚂蚁的位置坐标

$$(a_{p_i}, u_{p_i}, \varepsilon_{p_i}) = \left(x_{a_{\min}} + \frac{x_{a_{\max}} - x_{a_{\min}}}{M}, x_{u_{\min}} + \frac{x_{u_{\max}} - x_{u_{\min}}}{M}, x_{\varepsilon_{\min}} + \frac{x_{\varepsilon_{\max}} - x_{\varepsilon_{\min}}}{M} \right) \quad (12)$$

式中, i, j, k 取值皆为 $1, 2, \dots, M$ 。

4) 将 s 只蚂蚁随机投放到这些细小的栅格中,作为其起始位置。

5) 设定各点初始信息素浓度 $\tau_{ij} = c$ 。

6) 设定目标函数。目标函数为预测值与相对应实际值之间的平均误差,即

$$f(a_p, u_p, \varepsilon_p) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{X}_p^{(0)}(i) - X_p^{(0)}(i)|}{|X_p^{(0)}(i)|} \quad (13)$$

1.3.2 蚂蚁觅食

1) 更新禁忌表。蚂蚁每走过一个栅格,即将该点加入禁忌表,以防止蚂蚁走重复的路径。

2) 确定行走方向。蚂蚁根据其位置周围各点的信息素浓度选择行走方向,其选择概率与栅格信息素浓度成正比,转移概率公式为

$$P(i, j, k) = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{jk} \tau_{ij}} \quad (14)$$

3) 更新信息素浓度。各栅格信息素浓度随着目标函数值的减小而递增,信息素更新公式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \frac{Q}{f(a_p, u_p, \varepsilon_p)} \quad (15)$$

式中: ρ 为挥发系数; Q 为常数。

4) 犯错概率。蚂蚁选择方向时以一定概率犯错而选择了其他方向,蚂蚁的犯错概率记为 δ 。

1.3.3 终止规则

当前最优解连续 K 次相同, K 为给定常数,表示算法收敛;或达到最大循环数^[9]。

2 仿真实例

为了验证基于蚁群算法优化参数的灰色 GM(1,1)模型对雷达目标航迹实时预测的有效性和先进性,将此模型应用到一组实际测得的雷达目标航迹数据。以雷达探测的目标俯仰角 $\varepsilon(t)$ 为例建立本模型,表 1 给出目标俯仰角 $\varepsilon(t)$ 的原始数据。

表 1 某雷达目标俯仰角 $\varepsilon(t)$ 数据
Table 1 Pitch angle $\varepsilon(t)$ of a radar target

时间点	实测值/(°)	时间点	实测值/(°)	时间点	实测值/(°)
1	14.80	6	15.38	11	15.73
2	15.31	7	15.27	12	16.20
3	15.18	8	14.97	13	16.29
4	15.20	9	15.70	14	15.76
5	15.02	10	15.42		

采用前 6 个数据作基准原始数据建立蚁群算法优化参数的灰色 GM(1,1)模型,并采用等维新息法更新数据列,即每得到一个新的测量值,将其补充进数据列,并淘汰最老的一个数据,使得数据列得到更新且保持等维。蚁群算法参数选取如表 2 所示。

表 2 蚁群算法参数
Table 2 Ant colony optimization parameters

参数	发展灰数 a_p	控制灰数 u_p	蚂蚁数 s
取值	$[-0.05,0]$	$[14,18]$	50
参数	觅食范围 M	挥发系数 ρ	犯错概率 δ
取值	3	0.1	0.05

由此可算得经蚁群算法优化的灰色 GM(1,1)模型预测结果,新老模型预测值及相对误差对比见表 3。

表 3 模型对比
Table 3 Model comparison

时间点	实测值/(°)	灰色 GM(1,1)模型		基于蚁群算法优化的灰色 GM(1,1)模型	
		预测值/(°)	相对误差/%	预测值/(°)	相对误差/%
7	15.27	15.2110	-0.38	15.2379	-0.21
8	14.97	15.3185	2.33	15.0201	0.33
9	15.70	15.1054	-3.79	15.5568	-0.91
10	15.42	15.5561	0.88	15.5413	0.79
11	15.73	15.5023	-1.45	15.7426	0.08
12	16.20	15.8337	-2.26	16.1823	-0.11
13	16.29	16.3649	0.46	16.2563	-0.21
14	15.76	16.4677	4.49	15.8731	0.72
平均相对误差			2.01		0.42

分别对雷达探测到的目标距离 $r(t)$ 、方位角 $\theta(t)$ 和俯仰角 $\varepsilon(t)$ 建立基于蚁群算法优化参数的灰色 GM(1,1)模型,经过仿真计算并转换坐标,预测航迹结果如图 1 所示。

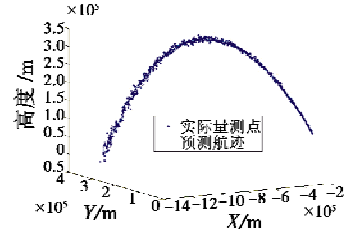


图 1 仿真计算结果
Fig. 1 Simulation result

3 结论

在工程实际应用中,传统灰色 GM(1,1)模型预测雷达目标航迹应用中精度达不到所需标准的情况让人困扰。经过对传统灰色 GM(1,1)模型内在原理逻辑的深入研究,发现了其初值和背景值取值并非最优,从而影响了预测结果精度。针对这一取值缺陷,本文引入仿生蚁群算法对模型的初值、发展灰数和背景灰数进行参数优化,有效地提升了预测精度。与此同时,引入的蚁群算法用于对灰色 GM(1,1)模型参数的搜索寻优,编码并不复杂,且具有较快的收敛性,继承了传统灰色 GM(1,1)预测模型的实时性,完全可以胜任雷达目标的实时航迹预测。总的来说,本文介绍的基于蚁群优化的实时航迹灰色预测方法在雷达目标航迹预测问题上具有重要的理论和实际意义。

参考文献

[1] 邓聚龙. 灰预测与灰决策[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2002:293-445. (DENG J L. Grey prediction and grey decision[M]. Wuhan: Press of Huazhong University of Science & Technology, 2002:293-445.)
[2] 顾晓辉,王晓鸣,赵有守. 基于灰色系统预测直升机航迹的研究[J]. 航空学报,2001,22(6):559-562. (GU X H, WANG X M, ZHAO Y S. Prediction of helicopter tracks based on grey system theory[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2001, 22(6):559-562.)
[3] 孙炜,白剑林. 一种空中目标航迹的灰色预测方法[J]. 电光与控制,2009,16(6):12-15. (SUN W, BAI J L. A grey prediction method for predicting aerial target track [J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(6):12-15.)
[4] LI G D, MASUDA S, NAGAI M. Predictor design using an improved grey model in control systems[J]. International