

基于灰色系统理论的测控设备状态预测算法研究

张 珏, 吴宗清, 严亚龙, 付树洪

(中国西安卫星测控中心宇航动力学国家重点实验室 西安 710043)

摘要: 随着在轨航天器数量的增加, 为支持航天器的可靠运行, 地面测控设备需长期处于加电状态, 这对设备状态检测与维护管理带来较大难度。提出两种基于灰色系统理论的 GM 和 Verhulst 测控设备状态预测模型, 采用数据平滑和背景值改进等措施, 对地面测控设备状态预测模型进行优化, 有效提高了预测精度, 并通过实例分析, 梳理了两种预测模型的适用范围, 为开展测控设备视情维修提供决策支持。

关键词: 灰色系统; GM 模型; Verhulst 模型; 残差检验

中图分类号: V556.1 文献标识码: A 文章编号: CN11-1780(2022)02-0046-11

DOI: 10.12347/j.ycyk.20210206001

引用格式: 张珏, 吴宗清, 严亚龙, 等. 基于灰色系统理论的测控设备状态预测算法研究[J]. 遥测遥控, 2022, 43(2): 46–56.

Research on state prediction algorithm of TT&C equipment based on grey system theory

ZHANG Yao, WU Zongqing, YAN Yalong, FU Shuhong

(State Key Laboratory of Aerospace Dynamics, China Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China)

Abstract: In order to support the reliable operation of spacecraft, the ground tracking, telemetry and command (TT&C) equipment need to be in power on state for a long time with the increase of the number of spacecraft in orbit, which brings great difficulty to the equipment state detection and maintenance management. Two state prediction models of GM and Verhulst TT&C equipment based on grey system theory are proposed in this paper. By data smoothing and background value improvement, the state prediction model of ground TT&C equipment is optimized, and the prediction accuracy is effectively improved. Through actual case analysis, the application scope of the two prediction models is sorted out to provide decision support for condition based maintenance of TT&C equipment.

Key words: Grey system; GM model; Verhulst model; Residual test

DOI: 10.12347/j.ycyk.20210206001

Citation: ZHANG Yao, WU Zongqing, YAN Yalong, et al. Research on state prediction algorithm of TT&C equipment based on grey system theory[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2022, 43(2): 46–56.

引 言

自 1982 年我国邓聚龙教授首次提出关于灰色系统控制问题的理论以来^[1], 经过三十多年的发展, 这一理论已成为一门新兴的边缘学科, 应用日益广泛。灰色系统被定义为部分信息已知、部分信息未知的系统, 它处于白色及黑色之间, 仅可对系统的一部分建立对应模型^[2], 所以灰色系统的结构不完全清楚, 其中的因素也相对不完全明确, 进一步, 其作用机理不完全明了^[3]。地面测控设备由于系统构成复杂, 各部件之间并联、制约、冗余关联关系交叉存在, 准确建立系统的设备状态预测模型非常困难, 而采取灰色系统理论构建预测模型, 以测量数据为驱动, 可大大降低系统建模难度, 并满足预测精度要求^[4]。

1 灰色系统预测理论

灰色系统建模, 是在削弱原始信息随机性、建立灰色“模块”的基础上, 应用微分拟合法直接将时

间序列转化为微分方程, 建立的是抽象系统发展变化的动态模型, 如图 1 所示。运用这种模型对系统进行分析, 可以反映出系统内机制变化过程的本质, 可用于预测控制。这是一种用不足信息建立信息尽可能充分的模型途径, 也是充分发挥白色信息作用的途径, 是用离散数据建立微分方程的一种方法, 可以使抽象系统模型化、实体化^[5,6]。

数据的生成方式主要有累加生成、累减生成。通常, 在数列为正的情况下, 数据的随机性会随累加逐步弱化, 进而数据的规律性会得到提升, 所以通过累加这种方式, 使得数列更易于去进行逼近, 从而实现以下两个目标:

- ① 数列的随机性减小, 规律性增强。
- ② 用于动态模型建立的中间信息更为直观。

1.1 累加生成

首先介绍以下两个概念:

- ① 累加过程: 数列 X 在各个时间点下的一次累加操作, 记作 AGO。
- ② 累加生成数列: 通过累加过程得到的新数列。

具体地, 设原始数列为:

$$X^{(0)} = (x_{(1)}^{(0)}, x_{(2)}^{(0)}, \dots, x_{(n)}^{(0)}) \quad (1)$$

累加数列为 $X^{(1)} = (x_{(1)}^{(1)}, x_{(2)}^{(1)}, \dots, x_{(n)}^{(1)})$, 则数列 $X^{(0)}$ 和 $X^{(1)}$ 之间满足关系:

$$x^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^i x^{(0)}(k), (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

对非负数列而言, 该数列的非负摆动、无规律性均可通过累加生成转变为具有非减、递增特性的数列。

1.2 累减生成

通过数列的生成操作, 也可得到一系列数据, 这类数据是具有一定规律的, 同时, 利用该类数据也可拟合出一些特定函数。因进行了生成操作, 生成的数列必然与原数列有一定差异, 所以还需进一步对生成的数列进行还原。对通过累加生成的数列, 可以通过累减生成数列进行数列还原。

累减生成定义为: 将原始数列前后两个数据相减的操作过程, 记为 1-AGO。

设原始数列为: $X^{(1)} = (x_{(1)}^{(1)}, x_{(2)}^{(1)}, \dots, x_{(n)}^{(1)})$, 设累减生成得到的数列为 $X^{(0)} = (x_{(1)}^{(0)}, x_{(2)}^{(0)}, \dots, x_{(n)}^{(0)})$, 则:

$$X^{(0)}(k) = X^{(1)}(k) - X^{(1)}(k-1), (k=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

2 灰色预测模型建立

2.1 基于 GM 的预测模型

建立预测模型的基本方法为: ① 对原始数据进行一阶累加操作; ② 采取指数曲线对进行累加操作后的数据进行拟合及预测; ③ 利用累减生成方法对数列进行还原, 从而得到真实预测值。

设原始数列为 $X^{(0)}$, 一阶累加序列为 $X^{(1)}$ 。通过下述步骤可得到 GM 预测模型^[7,8]。

- ① 假定原始数据序列为 $X^{(0)}$:

$$X^{(0)} = (x_{(t_1)}^{(0)}, x_{(t_2)}^{(0)}, \dots, x_{(t_n)}^{(0)}) \quad (4)$$

式中 n 为样本数。

- ② 生成一阶累加序列为 $X^{(1)}$:

$$x^{(1)}(t_k) = \sum_{m=1}^k x^{(0)}(t_m), \quad X^{(1)} = (x_{(t_1)}^{(1)}, x_{(t_2)}^{(1)}, \dots, x_{(t_n)}^{(1)}) \quad (5)$$

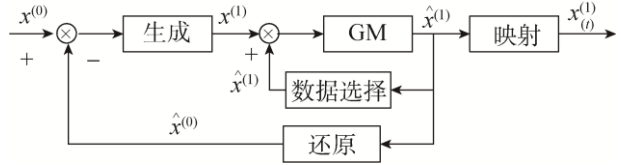


图 1 灰色系统建模思想

Fig. 1 The idea of grey system modeling

③ 对 $X^{(1)}$ 建立白化微分方程:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b \quad (6)$$

其中 a 和 b 为待定参数。将公式 (6) 微分方程离散化, 可得:

$$x^{(0)}(k+1) + a(1/2(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1))) = b \quad (7)$$

④ 求解参数 a 和 b , 将式 (7) 移相, 得到:

$$x^{(0)}(k+1) = a(-1/2(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1))) + b \quad (8)$$

令 $k=1, 2, \dots, n-1$, 则有:

$$\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(-1/2(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2))) + b \\ a(-1/2(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3))) + b \\ \vdots \\ a(-1/2(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n))) + b \end{bmatrix} = a \begin{bmatrix} (-1/2(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2))) \\ (-1/2(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3))) \\ \vdots \\ (-1/2(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n))) \end{bmatrix} + b \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{令 } Y_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}; \quad Z^{(1)} = \begin{bmatrix} (-1/2(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2))) \\ (-1/2(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3))) \\ \vdots \\ (-1/2(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n))) \end{bmatrix}; \quad E = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

则有:

$$Y_n = aZ^{(1)} + bE = [Z^{(1)} : E] \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\text{令 } B = [Z^{(1)} : E] = \begin{bmatrix} -1/2(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -1/2(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}; \quad \hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

则 (10) 式可写成:

$$Y_n = B\hat{a} \quad (11)$$

利用最小二乘法, 求解系数 $\hat{a}$, 那么, 式 (10) 经矩阵变换, 可得:

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (12)$$

⑤ 白化微分方程求解

令 $x^{(1)}(0) = x^{(0)}(1)$, 则 (5) 式经拉氏变换有:

$$x^{(1)}(s) \cdot s - x^{(1)}(0) + ax^{(1)}(s) = b \cdot 1/s \quad (13)$$

经整理后, 可写成:

$$x^{(1)}(s) = \frac{b}{a} \cdot \frac{a}{s^2 + sa} + \frac{x^{(1)}(0)}{s + a} \quad (14)$$

由拉氏变换对应表可得微分方程的解为:

$$x^{(1)}(t) = \frac{b}{a}(1 - e^{-at}) + x^{(1)}(0)e^{-at} = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (15)$$

那么, GM 模型的时间响应式为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (16)$$

对 $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 做累减处理 (1-AGO), 即可得到原始数列的预测模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (17)$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak}(1 - e^a) \quad (18)$$

综上, 式 (17) 及 (18) 即为 GM 的预测模型。

2.2 基于 Verhulst 的预测模型

设 $X^{(0)}$ 为原始数据序列, $X^{(1)}$ 为 $X^{(0)}$ 的一阶累加序列 (AGO), $Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列, 则称^[9]

$$X^{(0)} + aZ^{(1)} = b(Z^{(1)})^2 \quad (19)$$

为 Verhulst 模型, 那么其白化过程为:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b(X^{(1)})^2 \quad (20)$$

由于 (20) 式满足伯努利方程的构型, 两边同乘以 $(X^{(1)})^{-2}$, 则有:

$$(X^{(1)})^{-2} X'^{(1)} + a(X^{(1)})^{-1} = b \quad (21)$$

设 $u = (X^{(1)})^{-1}$, 则有 $u' = -(X^{(1)})^{-2} \cdot X'^{(1)}$, 代入 (21) 式, 有:

$$-u' + au = b \quad (22)$$

同理, 由拉氏变换可以得到其微分方程的解为:

$$x^{(1)}(t) = \frac{1}{e^{at} [\frac{1}{x^{(1)}(0)} - \frac{b}{a}(1 - e^{-at})]} = \frac{ax^{(1)}(0)}{bx^{(1)}(0) + (a - bx^{(1)}(0))e^{at}} \quad (23)$$

那么, Verhulst 模型的时间响应式为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \frac{ax^{(1)}(0)}{bx^{(1)}(0) + (a - bx^{(1)}(0))e^{ak}} \quad (24)$$

对 $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 做累减处理 (1-AGO), 即可得到原始数列的预测模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \frac{ax^{(1)}(0)}{bx^{(1)}(0) + (a - bx^{(1)}(0))e^{ak}} (1 - \frac{bx^{(1)}(0) + (a - bx^{(1)}(0))e^{ak}}{bx^{(1)}(0) + (a - bx^{(1)}(0))e^{a(k-1)}}) \quad (25)$$

灰色系统理论自问世以来, 得到了广泛的应用, 特别是针对具有不确定性和缺乏数据的系统, 其要求样本数据少, 运算方便, 可较好地反映过去的情况及将来的趋势^[10]。

由上述模型可以看出, GM 模型具有较强的指数特性, 更适于预测呈单调变化的数据, 而 Verhulst 模型具有一定的非线性微分动态特性, 更适于预测呈摆动变化的数据^[11,12]。

与此同时, 由于影响测控设备状态的因素是多元的, 具有较强的随机性, 如果直接利用原始数据进行处理, 将致使预测精度降低, 无法准确预测出测控设备状态的变化趋势, 对开展装备维护带来较大难度。

3 算法改进策略

3.1 改进策略

3.1.1 非等间隔处理

传统的 GM 与 Verhulst 预测模型都是以等间隔序列为基础的, 但在实际应用中, 指标测试的时机是根据任务准备及装备维护计划而定, 其指标参数具有不等间隔的特点, 故首先需将不等间隔序列转化为等间隔序列, 并通过相关数学处理, 再恢复成非等间隔序列。

设有非等间隔原始数列: $X^{(0)} = (x^{(0)}(t_1), x^{(0)}(t_2), \dots, x^{(0)}(t_n))$, 各时段的实际间隔为:

$$\Delta t_i = t_{i+1} - t_i, \quad \Delta t_j = t_{j+1} - t_j, \quad i \neq j, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, n-1\} \quad (26)$$

且有 $\Delta t_i \neq \Delta t_j$, 即代表每一时段的间隔是不一致的, 此时的处理方法如下:

① 求解平均时间间隔 Δt_0

$$\Delta t_0 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \Delta t_i = \frac{1}{n-1} (t_n - t_1) \quad (27)$$

② 求各时段与平均时段的单位时段差系数 $\mu(t_i)$

$$\mu(t_i) = \frac{t_i - (i-1)\Delta t_0}{\Delta t_0}, \quad i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (28)$$

③ 求各时段总的差值 $\Delta x_i^{(0)}(t_i)$

$$\Delta x_i^{(0)}(t_i) = \mu(t_i)[x_i^{(0)}(t_{i+1}) - x_i^{(0)}(t_i)] \quad (29)$$

④ 计算等间隔点的灰数值 $\otimes x_i$

$$\otimes x_i = x_i^{(0)}(t_i) - \Delta x_i^{(0)}(t_i) \quad (30)$$

可得到等间隔序列:

$$\otimes X^{(0)}(t_i) = \{x^{(0)}(t_1), x^{(0)}(t_2), \dots, x^{(0)}(t_n)\} \quad (31)$$

3.1.2 数据平滑处理

航天地面测控设备是一个复杂的机电融合系统, 其故障一般为多元故障及多种故障的一个组合。所以此时的 AGO 必然会具有强随机性特点。原始数据的差异性和离散性较大, 故若直接采用原始数据去进行后续算法计算, 必然会引发预测精度低等问题。

基于以上原因, 在灰色模型中引入时间序列的一阶指数平滑公式 $S(t) = \alpha Y(t) + (1-\alpha)S(t-1)$, $\alpha \in [0, 1]$, 对原始数据进行重新生成, 即可得到一个新的数列。与原始序列相比, 该序列的规律性更强, 通过这种规律性, 灰色预测的适用范围和精度均可得到大幅提升。

3.1.3 背景值改进

在灰色预测模型中, 一般取 $x^{(1)}(k)$ 、 $x^{(1)}(k-1)$ 的均值作为背景值 $z(k)$, 即 $z(k) = (x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))/2$, 其出发点是出于平均的考虑, 但在实际应用中却不符合实际, 在以上序列的间隔较小且渐变情况下, 灰色预测的模型误差越小; 反之, 在序列剧烈变动情况下, 预测模型的误差就会越大。

在图 2 中, 梯形 $abcd$ 的面积即为背景值 $z(k) = (x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))/2$, 不同于实际曲线所构成的梯形面积, 差值为 ΔS 。随着序列变化愈发剧烈, ΔS 也越大, 从而会引发更大的模型误差。

故提出一种背景值的优化求解方法, 如图 3 所示。对 $[k-1, k]$ 区域空间 N 等分, 可近似将 N 个小区域面积和作为图 3 中曲边梯形的面积。在 N 较小的情况下, 实际面积大于 N 个小区域的面积和; 在 N 较大的情况下, 实际面积小于 N 个小区域的面积和。故应存在一个 N 值 (理论值), 使实际面积与 N 个小区域的面积和相等, 在这种情况下, N 个小区域的面积和可写为:

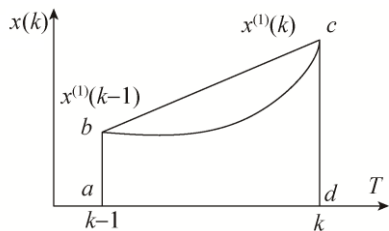


图 2 背景值几何关系

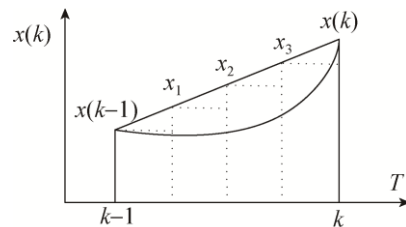


图 3 背景值构思关系

Fig. 2 The Geometric relation of background value

Fig. 3 The conception relation of background value

$$SN = [(N+1)x(k-1) + (N-1)x(k)] / 2N = x(k-1)(N+1) / 2N + x(k)(N-1) / 2N \quad (32)$$

设背景值算子 $\beta = (N+1) / 2N$ ，则 $(N-1) / 2N$ 可记为 $1-\beta$ ，当 $0 \leq \beta \leq 1$ 时，则 $SN = \beta x(k+1) + (1-\beta)x(k)$ 。通过一维搜索方法，最佳的背景值算子与平均相对误差最小模型相对应。

3.2 优化处理流程

通过上述改造方法，可以对原 GM(1,1)模型和 Verhulst 模型进行优化，有效增强模型的适用范围，提高预测精度。其优化处理具体步骤如图 4 及图 5 所示。

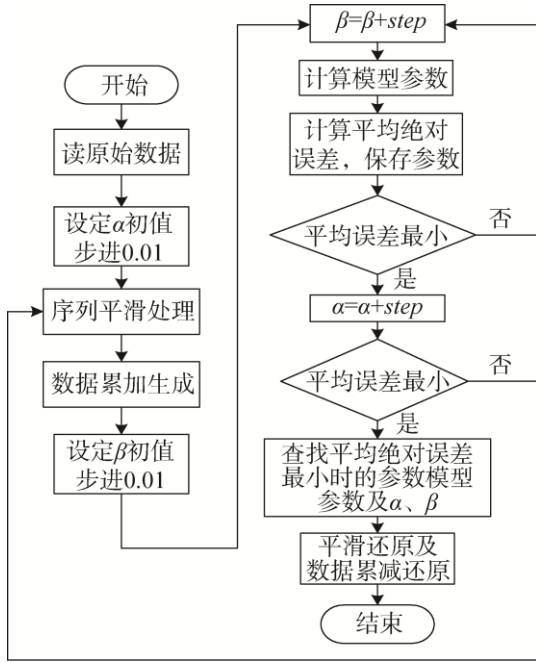


图 4 灰色 GM(1,1)改进模型

Fig. 4 Improved grey GM (1,1) model

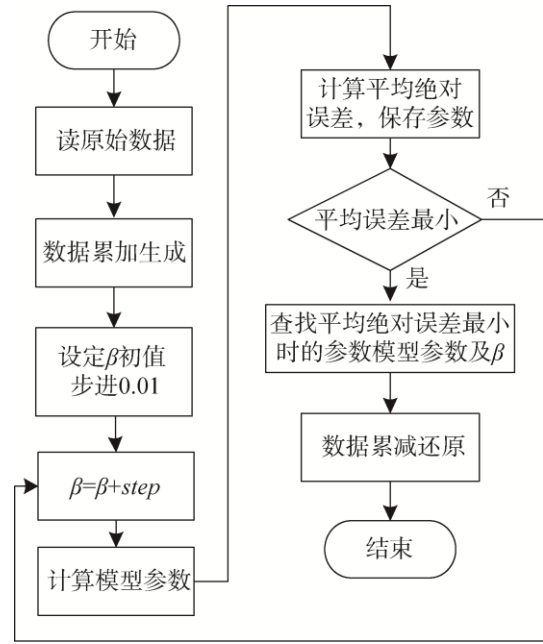


图 5 灰色 Verhulst 改进模型

Fig. 5 Improved grey Verhulst model

4 测试验证

4.1 验证方法

客观规律会导致状态预测和设备实际参数存在差异，所以需要通过一些手段去考虑本文提出的预测模型是否精确合理，且结果是否可信。通过残差检验方法，对本文提出的预测模型进行检验。

设原始数据序列为 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ ，相应的模型预测数据序列为 $\hat{X}^{(0)} = (\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n))$ ，那么灰色模型的残差为：

$$\varepsilon(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \times 100\% \quad (33)$$

其残差序列为：

$$\varepsilon^{(0)} = (\varepsilon^{(0)}(1), \varepsilon^{(0)}(2), \dots, \varepsilon^{(0)}(n)) \quad (34)$$

其平均残差为：

$$\varepsilon(\text{avg}) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n |\varepsilon(k)| \quad (35)$$

4.2 仿真分析

为预测任务实施当日测控设备的健康状态，分别调用测控设备使用期间四个多月的指标参数及评估结果，以非等间隔日期原始数据为抽样对象，预测任务当天的系统健康状态。通过预测值与实际值的对比情况，验证该方法的适用性和有效性。

指标参数及评估结果见表 1~表 3, 其对应曲线分别如图 6~图 8 所示。

表 1 10 MHz 本振输出幅度检测记录

Table 1 10 MHz local oscillator output amplitude detection record

测试日期 (月/日)	03/01	03/15	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
测试结果 (dBm)	10.54	10.52	10.48	10.53	10.38	10.51	10.33	10.33	10.5	10.45

表 2 晶振部件评估结果统计

Table 2 Statistics of evaluation results of crystal oscillator components

评估日期 (月/日)	03/01	03/15	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
评估结果 (分)	92.545	92.72	92.23	92.82	92.622	92.757	92.726	92.975	93.16	93.054

表 3 测控设备系统状态评估结果统计

Table 3 Statistics of TT&C equipment system status evaluation results

评估日期 (月/日)	03/01	03/15	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
评估结果 (分)	91.731	92.559	92.346	92.514	92.139	93.104	93.25	93.367	93.253	93.281

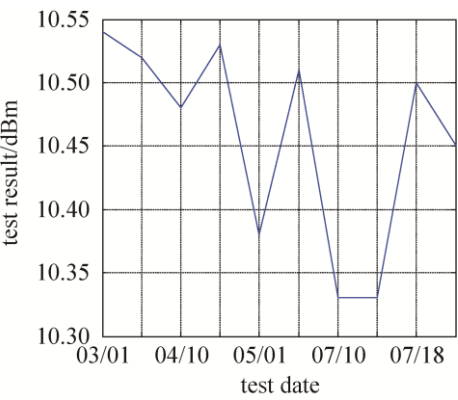


图 6 10 MHz 本振输出幅度测试统计
Fig. 6 10 MHz local oscillator output amplitude test statistics

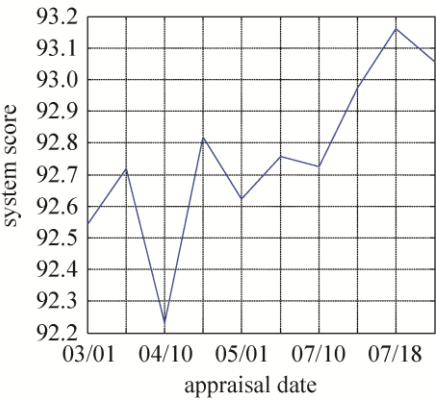


图 7 晶振部件评估结果统计
Fig. 7 Statistics of evaluation results of crystal oscillator components

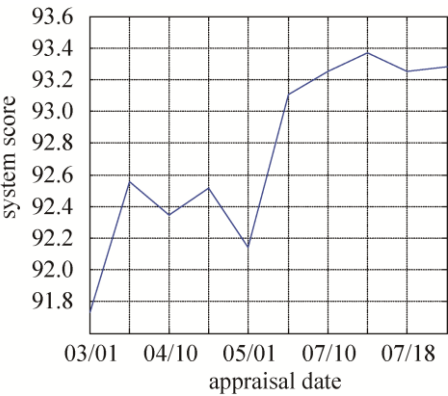


图 8 测控系统状态评估结果统计
Fig. 8 Statistics of measurement and control system status evaluation results

4.2.1 指标参数值的预测分析

由表 4 及表 5 可知, 传统 GM 模型的平均相对误差为-2.674 7 %, 而改进方法, 选取 $\alpha=0.65$, $\beta=0.57$, 得到的平均相对误差为-1.625 8 %, 模型精度高于传统 GM 模型。

表 4 10 MHz 本振输出测量值与传统 GM 与 Verhulst 模型的预测比较

评估时间 (月/日)	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
原始数据 (dBm)	10.48	10.53	10.38	10.51	10.33	10.33	10.5	10.45
传统 GM 预测	10.48	10.515	10.419	10.46	10.382	10.338	10.392	10.404
参数 a	-0.08	0.009 899	-0.073 86	-0.022 62	-0.054 67	-0.058 055	-0.028 11	-0.019 24
参数 b	-0.424	-0.501 86	-0.414 76	-0.476 96	-0.432 28	-0.426 89	-0.479 83	-0.497 01
相对误差 (%)	0.059 823	-3.123 7	6.669 2	-9.191 5	8.419 8	1.265 8	-17.823	-7.674
传统 Verhulst 预测	10.489	10.541	10.431	10.493	10.398	10.352	10.418	10.434
参数 a	-1.039	-0.914 23	-0.655 07	-0.626 3	-0.498 36	-0.435 7	-0.434 28	-0.404 85
参数 b	0.504 76	0.379 55	0.180 84	0.163 15	0.097 984	0.071 128	0.070 596	0.060 846
相对误差 (%)	1.721 5	2.352 3	8.902 7	-3.400 1	11.256	3.400 9	-14.154	-2.837 4

表 5 10 MHz 本振输出测量值与改进 GM 与 Verhulst 模型的预测比较

评估日期 (月/日)	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
原始数据 (dBm)	10.48	10.53	10.38	10.51	10.33	10.33	10.5	10.45
改进 GM 预测	10.419	10.566	10.357	10.523	10.33	10.375	10.419	10.412
参数 a	-0.077 931	0.010 319	-0.068 69	-0.020 44	-0.049 95	-0.053 012	-0.025 2	-0.016 95
参数 b	-0.434 93	-0.501 38	-0.427 34	-0.481 69	-0.442 66	-0.437 96	-0.486 28	-0.502 2
相对误差 (%)	-10.469	8.209 6	-3.519 4	2.780 3	0.008 459	7.240 8	-13.996	-6.512 7
改进 Verhulst 预测	10.485	10.529	10.424	10.478	10.389	10.345	10.401	10.415
参数 a	-1.018 7	-0.896 3	-0.642 22	-0.614 02	-0.488 58	-0.427 16	-0.425 76	-0.396 92
参数 b	0.485 16	0.364 82	0.173 82	0.156 81	0.094 18	0.068 366	0.067 854	0.058 483
相对误差 (%)	0.887 75	-0.251 66	7.697 7	-6.127 2	9.634 2	2.288 2	-16.561	-6.026 9

传统 Verhulst 模型的平均相对误差为 0.905 19%，而改进方法，选取 $\beta=0.51$ ，得到的平均相对误差为-1.057 3%。模型精度与传统 Verhulst 模型相当，预测曲线如图 9 所示。

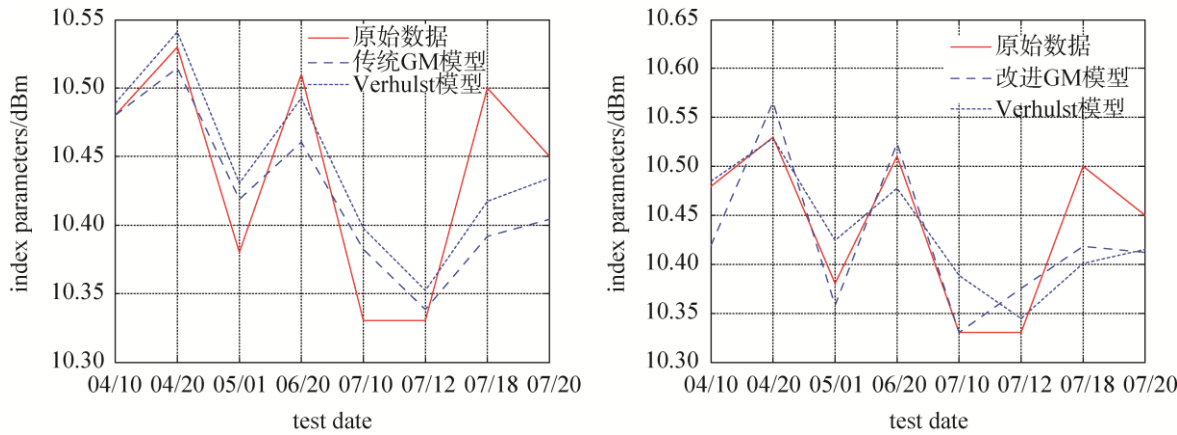


图 9 传统和改进 GM 与 Verhulst 模型预测 10 MHz 本振输出幅度效果图

Fig. 9 Effect chart of traditional and improved GM and Verhulst models for predicting 10 MHz local oscillator output amplitude

4.2.2 典型部件状态评估预测分析

由表 6 及表 7 可知，传统 GM 模型的平均相对误差为 0.462 09%，而改进方法，选取 $\alpha=0.74, \beta=0.49$ ，得到的平均相对误差为-0.019 667%，模型精度高于传统 GM 模型。

表 6 晶振部件评估值与传统 GM 和 Verhulst 模型的预测比较
Table 6 Comparison of evaluation value of crystal oscillator components with traditional GM and Verhulst models

评估日期 (月/日)	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
原始数据 (分)	92.23	92.82	92.622	92.757	92.726	92.975	93.16	93.054
传统 GM 预测	92.228	92.641	92.643	92.724	92.747	92.876	93.033	93.092
参数 a	0.051 7	-0.005 28	-0.003 09	-0.004 86	-0.004 18	-0.006 262	-0.008 18	-0.007 77
参数 b	10.466	9.463 8	9.509 3	9.466 9	9.485 3	9.422 1	9.357 4	9.372 8
相对误差 (%)	0.020 592	1.856 9	-0.212 55	0.344 61	-0.219 94	1.001 6	1.272 8	-0.367 25
传统 Verhulst 预测	92.069	92.371	92.203	92.227	92.259	92.491	92.789	92.965
参数 a	-1.113 1	-0.842 91	-0.709 83	-0.607 29	-0.531 73	-0.468 46	-0.417 45	-0.379 1
参数 b	-0.030 424	-0.016 85	-0.011 64	-0.008 37	-0.006 33	-0.004 863	-0.003 82	-0.003 12
相对误差 (%)	1.780 9	4.785 6	4.549 3	5.747 2	5.043	5.096 5	3.789 1	0.902 45

表 7 晶振部件评估值与改进 GM 和 Verhulst 模型的预测比较
Table 7 Comparison of evaluation value of crystal oscillator components and prediction of improved GM and Verhulst models

评估日期 (月/日)	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
原始数据 (分)	92.23	92.82	92.622	92.757	92.726	92.975	93.16	93.054
改进 GM 预测	92.282	92.782	92.603	92.781	92.749	92.943	93.097	93.123
参数 a	0.054 953	-0.005 81	-0.003 32	-0.005 09	-0.004 35	-0.006 47	-0.008 44	-0.007 99
参数 b	10.344	9.471 7	9.515 1	9.478 8	9.496 3	9.439 5	9.380 7	9.395 4
相对误差 (%)	-0.557 54	0.386 09	0.194 2	-0.246 48	-0.241 21	0.317 19	0.629 45	-0.678 37
改进 Verhulst 预测	92.361	92.724	92.663	92.743	92.815	93.053	93.341	93.518
参数 a	-1.070 2	-0.810 49	-0.682 53	-0.583 93	-0.511 28	-0.450 44	-0.401 39	-0.364 52
参数 b	-0.028 129	-0.015 58	-0.010 76	-0.007 74	-0.005 86	-0.004 496	-0.003 53	-0.002 89
相对误差 (%)	-1.401 2	0.989 29	-0.424 33	0.149 55	-0.914 47	-0.782 16	-1.745 9	-4.409 9

传统 Verhulst 模型的平均相对误差为 3.961 8 %, 而改进方法, 选取 $\beta=0.52$, 得到的平均相对误差为 -1.067 4 %。模型精度高于传统 Verhulst 模型。预测曲线如图 10 所示。

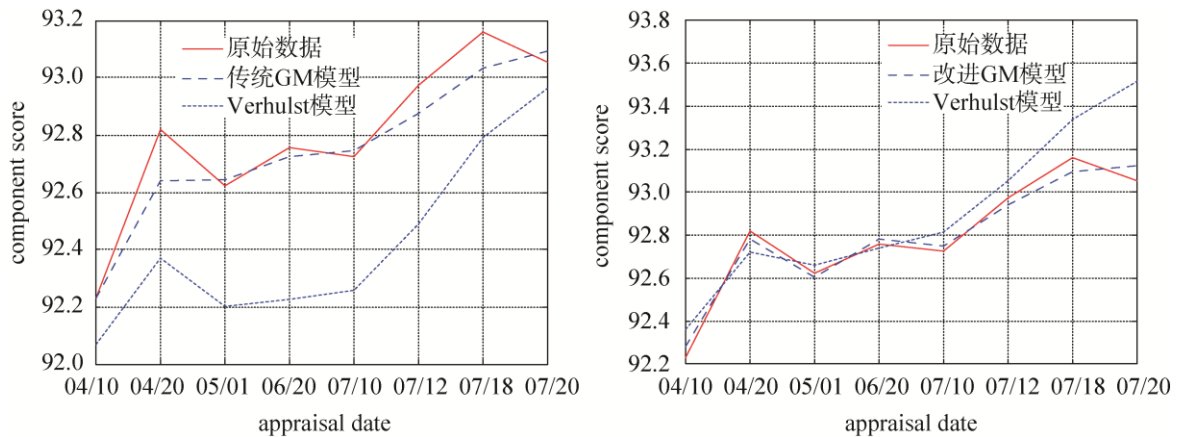


图 10 传统和改进 GM 与 Verhulst 模型预测晶振部件状态效果图
Fig. 10 Effect picture of traditional and improved GM and Verhulst models for predicting crystal oscillator component state

4.2.3 测控系统状态评估预测分析

由表 9 及表 10 可知, 传统 GM 模型的平均相对误差为 1.500 3 %, 而改进方法, 选取 $\alpha=0.61$, $\beta=0.59$,

得到的平均相对误差为 1.363 6 %，模型精度高于传统 GM 模型。

表 8 测控系统状态评估值与传统 GM 和 Verhulst 模型的预测比较

Table 8 Comparison of state evaluation value of TT&C system with traditional GM and Verhulst models

评估日期 (月/日)	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
原始数据 (分)	92.346	92.514	92.139	93.104	93.25	93.367	93.253	93.281
传统 GM 预测	92.344	92.45	92.234	92.735	93.095	93.343	93.419	93.472
参数 a	0.147	0.015 955	0.076 755	-0.065 04	-0.103 43	-0.105 82	-0.088 18	-0.074 61
参数 b	1.780 5	1.520 2	1.669 4	1.247 2	1.109 9	1.1	1.183 7	1.256 3
相对误差 (%)	0.140 5	4.448 3	-7.662 6	21.25	7.402 3	1.010 4	-6.862 7	-7.724 4
传统 Verhulst 预测	92.332	92.478	92.223	92.76	92.926	93.119	93.294	93.398
参数 a	-1.633	-1.079 4	-0.946 45	-0.580 39	-0.470 16	-0.43	-0.416 45	-0.394 89
参数 b	-0.397 82	-0.173 11	-0.133 36	-0.047 25	-0.026 43	-0.020 237	-0.018 5	-0.016 14
相对误差 (%)	1.086 1	2.444 5	-6.892 7	19.517	16.822	11.694	-1.770 1	-4.878 4

表 9 测控系统状态评估值与改进 GM 和 Verhulst 模型的预测比较

Table 9 Comparison of state evaluation value of TT&C system with improved GM and Verhulst mode

评估日期 (月/日)	04/10	04/20	05/01	06/20	07/10	07/12	07/18	07/20
原始数据 (分)	92.346	92.514	92.139	93.104	93.25	93.367	93.253	93.281
改进 GM 预测	92.306	92.549	92.056	93.128	92.968	93.431	93.241	93.431
参数 a	0.151 39	0.012 623	0.071 443	-0.060 32	-0.095 28	-0.097 4	-0.080 45	-0.067 26
参数 b	1.739 1	1.506 5	1.634 3	1.276 3	1.159 4	1.150 9	1.229 9	1.300 2
相对误差 (%)	3.098 1	-2.280 2	7.894 1	-1.130 3	14.308	-2.634 1	0.553 46	-6.172 1
改进 Verhulst 预测	92.403	92.542	92.326	92.735	92.846	93.029	93.232	93.357
参数 a	-1.570 2	-1.037 9	-0.910 05	-0.558 07	-0.452 08	-0.413 46	-0.400 43	-0.379 7
参数 b	-0.367 81	-0.160 05	-0.123 3	-0.043 68	-0.024 44	-0.018 71	-0.017 1	-0.014 93
相对误差 (%)	-4.030 9	-1.785 5	-14.072	21.29	21.867	16.647	0.958 53	-3.229 7

传统 Verhulst 模型的平均相对误差为 4.752 8 %，而改进方法，选取 $\beta=0.51$ ，得到的平均相对误差为 4.705 5 %。模型精度高于传统 Verhulst 模型。预测曲线如图 11 所示。

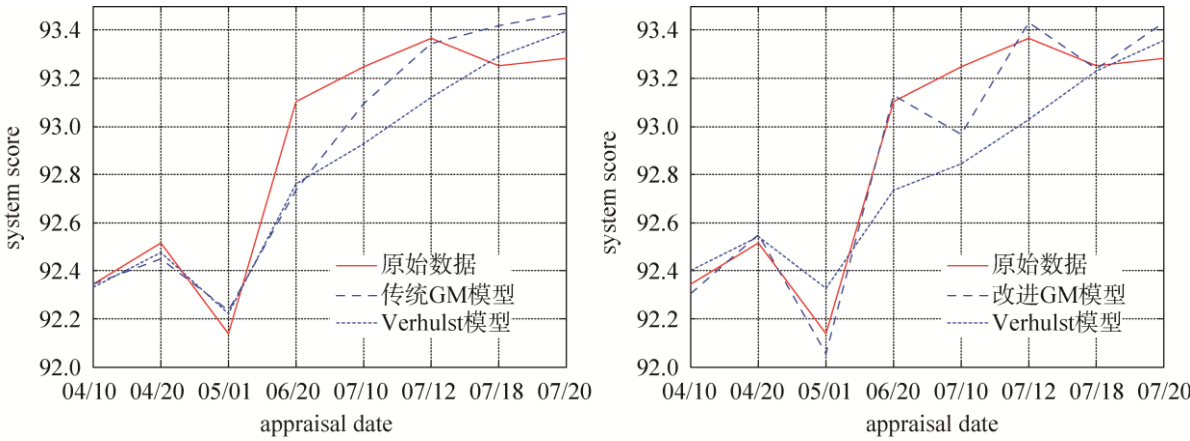


图 11 传统和改进 GM 模型与 Verhulst 模型预测测控系统状态效果图

Fig. 11 Effect picture of traditional and improved GM model and Verhulst model for predicting the state of TT&C system

通过对上述测控设备典型参数指标的预测情况分析，可以得到如下结论：

① 采用改进后的 GM 模型与 Verhulst 模型预测精度高于传统模型预测精度, 一般能够提高 2 倍以上, 且适用范围更广。

② Verhulst 模型更适用于周期振荡或随机信号的预测, 而 GM 模型适应范围较宽, 周期振荡、随机信号或者满足一定单调函数的信号均可满足预测要求。

5 结束语

本文通过对灰色系统理论进行研究, 针对传统的 GM 与 Verhulst 模型对随机信号处理的缺陷, 提出了非等间隔处理、数据平滑以及背景值修正等方法, 对原状态预测模型进行了改进, 将预测结果误差降低了 2 倍以上, 有效地提高了地面测控设备状态预测精度, 为后续工程化应用及开展视情维修提供了决策支持。

参考文献

- [1] 汪培庄, 李洪兴. 模糊系统理论与模糊计算机[M]. 北京: 科学出版社, 1996.
- [2] 梁开. 一种组合预测方式在烧结返矿量预测中的应用研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2004.
- [3] 沈继红. 灰色系统理论预测方法研究及其在舰船运动预报中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2001.
- [4] 张宏培. 灰色聚类法在课程评估中的应用[J]. 统计与信息论坛, 1997, 12(2): 33–38, 49.
ZHANG Hongpei. Application of grey cluster in evaluation of curriculum [J]. Statistics & Information Tribune, 1997, 12(2): 33–38, 49.
- [5] 孙丹. 转炉多功能精炼法脱磷期终点磷含量预报模型的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
- [6] 王晶. 基于灰色理论模型的变压器故障预测[D]. 北京: 华北电力大学, 2006.
- [7] 朱大奇. 航空电子设备故障诊断新技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2002.
- [8] 张雪江. 机械设备故障诊断系统知识自动获取及更新的研究[D]. 南京: 东南大学, 1997.
- [9] 杨自厚, 李宝泽. 多指标决策理论与方法[M]. 沈阳: 东北工学院出版社, 1989.
- [10] 杜之韩. 判断矩阵一致性检验的新途径[J]. 系统工程理论与实践, 1998, 18(6): 102–104.
DU Zhihan. A new way to check the consistency of judgment matrix[J]. Theory and practice of system engineering, 1998, 18(6): 102–104.
- [11] 李梅霞. AHP 中判断矩阵一致性改进的一种新方法[J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(2): 329–334.
LI Meixia. A new method to improve the consistency of judgment matrix in AHP[J]. Theory and practice of system engineering, 2000, 20(2): 329–334.
- [12] DANG Y G, LIU S F, LIU B. Study on the grey incidence of interval number[C]//Conference Proceedings-IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2005: 728–732.

[作者简介]

张 焱 1982 年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为航天测控总体技术。

吴宗清 1978 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航天测控总体技术。

严亚龙 1990 年生, 博士, 工程师, 主要研究方向为天线与电波传播。

付树洪 1982 年生, 博士, 工程师, 主要研究方向为雷达系统工程。

(本文编辑: 傅 杰)