

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2022.01.009

基于飞蛾火焰优化算法的改进 GM(1,1)模型

闫海霞¹, 王秋萍², 郭佳丽²

(1. 西安理工大学高科学院, 陕西 西安 710109; 2. 西安理工大学 理学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 飞蛾火焰优化(MFO)算法是受飞蛾在自然界中的横向定位导航方法启发而提出的一种新的元启发式算法。初值是影响灰色模型预测精度的主要因素之一, 针对由辨识参数和初值引起的GM(1,1)模型误差, 本文提出一种基于飞蛾火焰优化算法改进的GM(1,1)模型——MFOGM(1,1)。以最小化平均绝对相对误差为目标函数, 利用飞蛾火焰优化算法优化GM(1,1)模型的参数, 同时在连续区间 $[x^{(1)}(1), x^{(1)}(n)]$ 中搜索最优初值。分别用基本GM(1,1)模型, 初值为 $x^{(1)}(n)$ 的GM(1,1)模型, MFOGM(1,1)模型对绝缘电阻历史数据进行模拟, 三个模型的平均绝对百分比误差MAPE分别是4.30%, 4.60%, 3.74%。实例结果展示, 改进的MFOGM(1,1)模型的精度得到了改善, 在三个模型中是最好的, 表明了所改进的模型的有效性和可行性。

关键词: GM(1,1)模型; 飞蛾火焰优化算法; 参数估计; 初值

中图分类号: N941.5

文献标志码: A

文章编号: 1006-4710(2022)01-0069-06

A modified GM(1,1) model based on moth flame optimization algorithm

YAN Haixia¹, WANG Qiuping², GUO Jiali²

(1. The Hi-tech College of Xi'an University of Technology, Xi'an 710109, China;

2. Faculty of Sciences, Xi'an University of Technology, Xi'an, 710054, China)

Abstract: The Moth flame optimization (MFO) algorithm is a novel meta-heuristic algorithm inspired by the navigation method for moths in nature called transverse orientation. Initial value is one of the main factors affecting prediction accuracy of the Grey Model. Aiming at errors of fitting value of GM(1,1) model caused by identification parameters and initial value, a modified GM(1,1) model based on moth flame optimization algorithm abbreviated MFOGM(1,1) is presented. The GM(1,1) model based on moth flame optimization algorithm abbreviated MFOGM(1,1) is proposed. The objective function is to minimize the mean absolute relative error. The parameters of the model are optimized by using the moth flame optimization algorithm, and at the same time the optimal initial value is searched in the continuous interval $[x^{(1)}(1), x^{(1)}(n)]$. The historical data of insulation resistance are simulated by using the basic GM(1,1) model, the GM(1,1) model with the initial value of $x^{(1)}(n)$, and the MFOGM(1,1) model, respectively. The mean absolute percentage errors (MAPE) of the three models are 4.30%, 4.60% and 3.74%, respectively. The results of example exhibit that the accuracy of modified GM(1,1) model is the best among the three models, showing the effectiveness and feasibility of the proposed model.

Key words: GM(1,1) model; MFO; parameter estimation; initial value

灰色系统理论是我国学者邓聚龙教授于1982年创立^[1], 而灰色预测模型则是灰色系统理论中重要的部分之一。灰色预测模型主要通过累加生成来弱化序列的随机波动性, 寻找其变化规律的基础上,

再经过分析建模, 一般具有较高的模拟和预测精度, 能够广泛应用于众多领域^[2]。GM(1,1)模型适用于有较强指数规律的序列, 描述单调的变化过程。

灰色预测技术不同于传统预测技术, 它采用近

收稿日期: 2021-03-28; **网络出版日期:** 2021-08-23

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.N.20210820.1743.004.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61976176)

第一作者: 闫海霞, 女, 硕士, 讲师, 研究方向为灰色系统模型与预测。E-mail: 93054774@qq.com

通信作者: 王秋萍, 女, 博士, 教授, 研究方向为灰色系统理论、预测技术与决策分析、智能计算。E-mail: qpwang@xaut.edu.cn

似微分方程来描述一个时间序列的未来趋势,它的优势是在一个预测过程中,可以用少到 4 个观测数据的情况下建立精度较高的动态模型。这样,克服传统方法的局限性是方便的。正因为此,邓聚龙教授^[3]1985 年提出了 GM 模型之后,GM(1,1)便成功地被应用于医学、图像处理,环境、农业、林业等方面并取得了实效。2000 年,刘思峰和邓聚龙^[4]研究了 GM(1,1)模型的适用范围,这为 GM(1,1)模型的更加广泛应用奠定了基础。经过近 40 年的努力,对灰色预测模型的研究和应用取得了一系列丰硕的成果。本文简单综述 GM(1,1)模型初始值的优化,模型参数的估计方法问题。在灰色预测模型中影响预测值的并不仅仅是辨识参数,初值项对预测值的影响同样也是存在的。灰色 GM(1,1)模型的初始条件对其精度有着重要的影响,文献^[5]以 $x^{(1)}(m)$ 为初始条件改进灰色预测公式,其中 m 可以根据实际情况从 1, 2, \dots , n 中选择。根据灰色系统理论的新信息优先原理,文献^[6-7]在建模过程中赋予新信息较大的权重,把 $X^{(1)}$ 的第 n 个分量 $x^{(1)}(n)$ 作为灰色微分模型的初始条件。文献^[8]利用最小二乘法确定 GM(1,1)白化权函数的时间响应函数中的常数 C (灰色预测模型的边值),构建了 GM(1,1)的时间响应函数的最优模型。文献^[9]以相对误差平方和最小为目标优化 GM(1,1)模型,分别对初始条件和初始点进行优化,分别考虑原始序列和累加序列的误差,给出优化的计算公式。GM(1,1)模型的初始值优化就是优化指数模型的一个参数,这个参数不一定是某个原始数据。文献^[10]取 1-AGO 序列所有分量的加权平均作为初始条件,权重由各分量的大小决定,达到综合考虑中各分量的作用的目的。文献^[11]针对 GM(1,1)幂模型幂指数和初始条件优化问题,提出了一种基于初始条件和幂指数协同优化的方法,模型精度优于对比模型。

传统 GM(1,1)模型估计参数采用最小二乘准则,除了最小二乘准则之外还有最小一乘准则、极小极大准则、平均相对误差达到最小准则和最大相对误差达到最小准则等。文献^[12]在灰色微分方程中分别采用向后差商、向前差商、中心差商代替导数的方法,并结合估计参数的不同极小化准则,得到估计 GM(1,1)模型中参数的一族算法。近年来,智能算法被用于改进模型的精度,文献^[13]采用免疫进化算法求解 GM(1,1)模型参数。文献^[14]基于粒子群算法及最小一乘准则估计灰色模型参数。文献^[15]采用加权最小二乘方法估计模型参数。文献^[16]用遗传算法找最优参数。文献^[17]采用粒子群

算法求模型参数。文献^[18]将蚁狮优化算法引入灰色预测模型,提出一种用于预测中国天然气需求的新型自适应智能灰色模型。文献^[19]杂合改进的鲸鱼优化算法与灰色季节变化指数模型,用于预测居民的用电量。

基于上述文献综述对 GM(1,1)模型的初始值和参数优化仍是一个值得研究的问题,如何采用算法简单、参数少、易调节、计算量小、寻优精度较高的性能良好的智能算法优化 GM(1,1)模型的初值和模型的参数是一个值得研究的方向。本文在分析了 GM(1,1)模型自身存在的拟合误差问题的基础上,提出飞蛾火焰优化算法优化的 GM(1,1)模型,以期减少 GM(1,1)模型的拟合误差,提高模拟和预测精度。

1 GM(1,1)模型的建模过程及其误差分析

定义 1^[2] 设 $x^{(0)}$ 为原始数据序列, $x^{(1)}$ 为 $x^{(0)}$ 的一次累加序列, $z^{(1)}$ 为 $x^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列,则称:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (1)$$

为 GM(1,1)模型的基本形式。其中

$$\begin{cases} x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) \\ x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 2, 3, \dots, n \\ z(k) = \frac{1}{2}[x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)], k = 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

定义 2^[2] 称:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (3)$$

为 GM(1,1)模型的白化方程。式(3)中 a, b 为两个待识别参数。

设 $x^{(0)}, x^{(1)}, z^{(1)}$ 如定义 1 所述,令

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

参数向量 $\hat{\mathbf{a}} = [a, b]^T$ 。于是有:

$$\mathbf{Y} + \boldsymbol{\varepsilon}_Y = \mathbf{B}\hat{\mathbf{a}} \quad (5)$$

则 GM(1,1)模型参数列 $\hat{\mathbf{a}} = [a, b]^T$ 的最小二乘估计为:

$$\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y} \quad (6)$$

GM(1,1)模型白化方程的解为:

$$x^{(1)}(t) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (7)$$

灰色 GM(1,1)模型的时间响应式为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{a})e^{-\hat{a}(k-1)} + \frac{\hat{b}}{a} \quad (8)$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) = e^{-\hat{a}(k-1)}(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{a})(1 - e^{\hat{a}}) \quad (9)$$

式中: $k = 1, 2, 3, \dots$ 。

从式(9)中可以看出,在 GM(1,1)预测模型中任意时刻 k ($k \geq 2$)的预测值的偏差主要是由辨识参数和初值引起的,如果我们将灰色 GM(1,1)模型和其它技术相结合进行分析和预测,可以提高预测能力,改善预测精度。下面引入飞蛾火焰优化算法对 GM(1,1)模型进行改进。

2 飞蛾火焰优化算法 MFO 优化 GM(1,1)模型

2.1 飞蛾火焰优化算法^[20]

MFO 算法是受飞蛾在夜间使用横向定位(transverse orientation)飞行这一生物行为的启发,利用飞蛾在人工火焰周围的螺旋飞行轨迹而设计的一种元启发式算法。其中飞蛾表示在搜索空间中移动的搜索个体,而火焰是到目前为止飞蛾获得的最佳位置。每只飞蛾以所对应的火焰作为寻优指导,不断调整自己的飞行轨迹向全局最优解靠拢。MFO 算法具体描述见下。

1) 种群初始化

在 MFO 算法中,假设飞蛾是候选解,问题的变量是飞蛾在搜索空间中的位置。飞蛾种群在矩阵中表示如下:

$$M = \begin{bmatrix} M_{1,1} & M_{1,2} & \cdots & M_{1,d} \\ M_{2,1} & M_{2,2} & \cdots & M_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ M_{N,1} & M_{N,2} & \cdots & M_{N,d} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: N 表示飞蛾的个数, d 表示变量的个数(问题的维数)。对于所有飞蛾,用一个数组 OM 来存储相应的适应度值,见式(11)。

$$OM = \begin{bmatrix} OM_1 \\ OM_2 \\ \vdots \\ OM_N \end{bmatrix} \quad (11)$$

在 MFO 算法中另一个关键的组成部分是火焰,火焰位置是与飞蛾位置相同维度的变量矩阵:

$$F = \begin{bmatrix} F_{1,1} & F_{1,2} & \cdots & F_{1,d} \\ F_{2,1} & F_{2,2} & \cdots & F_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{N,1} & F_{N,2} & \cdots & F_{N,d} \end{bmatrix} \quad (12)$$

同样对于所有火焰,用数组 OF 来存储相应的适应度值,见式(13)。

$$OF = \begin{bmatrix} OF_1 \\ OF_2 \\ \vdots \\ OF_N \end{bmatrix} \quad (13)$$

2) 位置更新过程

MFO 算法给每只飞蛾分配一个特定的火焰来更新位置,其位置更新的整个过程分为飞蛾围绕火焰更新位置和火焰数量自适应减少。

① 飞蛾围绕火焰更新位置

MFO 算法使用对数螺旋函数来更新飞蛾的位置,公式如下:

$$M_i = S(M_i, F_j) = D_i \cdot e^{ct} \cdot \cos(2\pi t) + F_j \quad (14)$$

式中: $D_i = |F_j - M_i|$ 是飞蛾 M_i 与火焰 F_j 之间的距离; c 是与螺旋形状相关的常数; $t \in [-1, 1]$ 是随机数, $t = -1$ 表示离火焰最近的位置, $t = 1$ 表示离火焰最远的位置。在优化过程中,为了进一步增强开发能力,假定 t 是 $[r, 1]$ 中的随机数, r 从 -1 线性递减到 -2 。

② 火焰数量自适应减少

在迭代的初始阶段有 N 个火焰,MFO 算法自适应减少火焰数量直到保留最后一个最优火焰:

$$flame_no = \text{round}\left(N - l \frac{n-1}{T}\right) \quad (15)$$

式中: l 是当前迭代次数, N 是最大火焰数, T 是最大迭代次数。

2.2 MFO 优化 GM(1,1)模型参数和初值

基于飞蛾火焰优化算法,在优化 GM(1,1)模型参数 a 和 b 的过程中,同时搜索最优初值。本文在两个方面对 GM(1,1)模型改进以达到提高预测精度的目的。MFO 寻优时需给出每个变量的上界、下界,下面讨论之。

1) 用 MFO 算法优化参数 a, b

由文献[4]知当 GM(1,1)发展系数 $|a| \geq 2$ 时,GM(1,1)模型无意义,故使用 MFO 时,设置 $|a| < 2$ 。而由 a 的取值范围以及 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 可得 b 的取值范围。

2) 对于初始值的改进,引入一个边值修正量 μ ,记初值:

$$s = x^{(0)}(1) + \mu = x^{(1)}(1) + \mu \quad (16)$$

基本 GM(1,1)模型^[2]的初值 $s = x^{(1)}(1)$,文献[5]中根据实际情况 s 在 $x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)$ 中选择其中之一,文献[6]中依据新信息优先原理取 $s = x^{(1)}(n)$ 。与上述文献不同的是本文利用飞蛾火焰优化算法在连续区间 $[x^{(1)}(1), x^{(1)}(n)]$ 搜索得到最优的 s 。

为了尽量减少原始序列的拟合值与实际值之间的相对误差,最小化平均绝对相对误差值,这样 GM(1,1)模型可以转换为以下优化模型:

$$\min_{a,b,s} \frac{1}{n} \sum_{k=2}^n \frac{|\hat{x}^{(0)}(k) - x^{(0)}(k)|}{x^{(0)}(k)}$$

s. t.

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(k+1) = (s - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 1, 2, \dots, n-1 \\ \hat{x}^{(0)}(k-1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), k = 1, 2, \dots, n-1 \\ b = x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) \\ -2 < a < 2 \\ x^{(1)}(1) \leq s \leq x^{(1)}(n) \\ \hat{x}^{(0)}(k) > 0, k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (17)$$

3 MFO 优化 GM(1,1)模型的算法

在灰色 GM(1,1)模型求解过程中初值 $x^{(1)}(1)$ 与 a, b 的取值对预测公式(8)均有影响。所以为了减少影响,本文首先运用飞蛾火焰优化算法估计参数 a, b ,同时给边值 $x^{(0)}(1)$ 一个修正 μ ,此时预测公式(8)变为:

$$\hat{x}^{(1)}(k) = (x^{(0)}(1) + \mu - \frac{\hat{b}}{a})e^{-\hat{a}(k-1)} + \frac{\hat{b}}{a}, \quad k = 2, 3, \dots \quad (18)$$

本文采用飞蛾火焰优化算法^[20]求最优的 a, b , 和 μ 。

记 $x^{(0)}(1) + \mu = x^{(1)}(1) + \mu = s$,采用平均绝对相对误差达到最小的准则,则适应度函数为:

$$\text{fit}(a, b, s) = \frac{1}{n} \sum_{k=2}^n \frac{|\hat{x}^{(0)}(k) - x^{(0)}(k)|}{x^{(0)}(k)} \quad (19)$$

MFO 优化 GM(1, 1)模型的算法的步骤如下所述。

步骤 1 选择原始数据序列为 $x^{(0)}$,然后对序列 $x^{(0)}$ 应用一阶累加生成算子得到序列 $x^{(1)}$ 。

步骤 2 初始化变量:飞蛾的种群规模 N ,最大

迭代次数 T 。

步骤 3 初始化位置。随机初始化种群,生成 N 个飞蛾,这些飞蛾可以作为问题的候选解。飞蛾在种群中的位置是

$$M = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & s_1 \\ a_2 & b_2 & s_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_N & b_N & s_N \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中: $-2 < a_i < 2, b_i \in [\min(x^{(0)}(k) - 2x^{(1)}(k-1), \max(x^{(0)}(k) + 2x^{(1)}(k))], s_i \in [\min(x^{(1)}(k), \max(x^{(1)}(k)))] = [x^{(1)}(1), x^{(1)}(n)], k = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

步骤 4 基于 a, b, s 的值计算 $\hat{x}^{(1)}(k+1)$,

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (s - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 1, 2, \dots, n-1。$$

步骤 5 使用式(9)计算 $\hat{x}^{(0)}(k+1)$ 。

步骤 6 计算所有飞蛾的适应度值,比较适应度的值,可得火焰的位置和适应度值。

步骤 7 进行火焰的数目和飞蛾的位置更新迭代。

步骤 8 如果迭代次数超过最大值 T ,则输出解;否则返回步骤 4。

4 改进 GM(1,1)模型的应用

下面分别利用基本灰色 GM(1,1)模型,初值为 $x^{(1)}(n)$ 的 GM(1,1)模型,和本文提出的 MFOGM(1,1)模型,对南方电网某变电站 SSP9-H-120000/220 型 220kV 主变压器为例进行模拟,并比较其精度。从变电站在线监测系统中获取该变压器中-高低地绕组连同套管绝缘其中选取电阻近 7 年的数据为建模数据见表 1。

表 1 绝缘电阻历史数据

Tab.1 Historical data of insulation resistance

年份 序号	1	2	3	4	5	6	7
绝缘 电阻/ MΩ	6 250	6 000	5 400	4 590	3 700	3 000	2 200

用最小二乘法得到辨识参数为:

$$a = 0.20, b = 7964.5 \quad (21)$$

得基本 GM(1,1)模型的预测序列为:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = -33572.5e^{-0.20(k-1)}(1 - e^{0.20}), k = 2, 3, \dots \quad (22)$$

以及在飞蛾火焰优化算法取种群大小 30,最大迭代

代数 500,可得改进 GM(1, 1)参数:

$$a = 0.1959, b = 13333.082, s = 31140 \quad (23)$$

于是改进的 GM(1,1)预测序列为:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = -36920.65e^{-0.1959(k-1)}(1 - e^{0.1959}), \quad k = 2, 3, \dots \quad (24)$$

预测精确性是评价预测技术的重要准则,本文采用两个衡量指标:相对误差(RE),平均绝对百分比误差(MAPE),它们的定义分别如下:

$$RE = \frac{y(k) - \hat{y}(k)}{y(k)} \times 100\% \quad (25)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|y(k) - \hat{y}(k)|}{y(k)} \times 100\% \quad (26)$$

绝缘电阻拟合数据,模型的误差见表 2。由表 2 可以看出本文所给出的改进 GM(1,1)模型的拟合误差既小于初值为 $x^{(1)}(1)$ 的 GM(1,1)模型的拟合误差也小于初值为 $x^{(1)}(n)$ 的 GM(1,1)模型的拟合误差。

表 2 绝缘电阻的拟合值与其相对误差
Tab.2 Fitted value and its relative error of insulation resistance

绝缘电阻/MΩ	GM 初值 $x^{(1)}(1)$	相对误差/%	GM 初值 $x^{(1)}(n)$	相对误差/%	MFOGM	相对误差/%
6 250	6 250.0	0.00	6 181.1	1.10	6 250.0	0.00
6 000	6 240.6	-4.01	6 252.1	-4.20	6 568.2	-9.47
5 400	5 201.5	3.68	5 211.0	3.50	5 399.6	0.01
4 590	4 335.4	5.55	4 343.3	5.37	4 439.0	3.29
3 700	3 613.5	2.34	3 620.1	2.16	3 649.2	1.37
3 000	3 011.8	-0.39	3 017.4	-0.58	3 000.0	0.00
2 200	2 510.3	-14.11	2 514.9	-14.32	2 466.3	-12.10
MAPE/%		4.30		4.46		3.74

本文所提出的 MFOGM(1,1)模型的使用条件和 GM(1,1)模型一样都是适应于非负的时间序列,但 MFOGM(1,1)模型有如下优势。

1) 本文利用 MFO 算法识别 GM(1,1)模型的参数 a, b 时,设置了参数 a 的取值范围 $|a| < 2$, 确保了所建立的 GM(1,1)模型是有意义的^[3]。

2) 初值是影响 GM(1,1)模型精度的因素之一,因此,探寻合理的初值可以改进 GM(1,1)模型的精度。基本 GM(1,1)模型的初值为 $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$, 本文在连续区间 $[x^{(1)}(1), x^{(1)}(n)]$ 搜索最佳初值,较已有的改进:取 $x^{(1)}(n)$ 或在 $x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)$ 中选择其中之一,更为合理。

3) 现有的改进 GM(1,1)模型的工作着重于改善模型精度,很少考虑模型的拟合和预测速度。本文使用 MFO 算法时,飞蛾 $M_i = (a_i, b_i, s_i)$ 是一个 3 维向量,这样识别 GM(1,1)模型参数 a, b 的同时,搜索到了最佳的初值。将飞蛾火焰优化算法(MFO)与 GM(1,1)模型相结合,本文改进 GM(1,1)模型精度的同时,提高了算法的速度。

5 结 语

本文在已有研究的基础上,从优化 GM(1,1)模型中的两个参数和修正微分方程解初始值两个角度

去改进 GM(1,1)模型。不是采用先验信息 $x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)$, 而是在连续区间 $[x^{(1)}(1), x^{(1)}(n)]$ 搜索最优初值代替传统模型 GM(1,1)微分方程解的初始值 $x^{(0)}(1)$ 。以平均相对误差达到最小为适应度函数,利用飞蛾火焰优化算法优化 GM(1,1)模型中的参数和最优初值,得到更高精度的改进 GM(1,1)模型。选取绝缘电阻的历史数据,分别采用基分别采用基本形式灰色 GM(1,1)(以 $x^{(1)}(1)$ 为初值条件)、以 $x^{(1)}(n)$ 为初值条件的改进灰色 GM(1,1)模型,基于飞蛾火焰优化算法改进 GM(1,1)模型进行拟合和预测。结果表明基于飞蛾火焰优化算法改进的灰色 GM(1,1)模型能利用历史数据的固有信息,提高模型精度。

然而,飞蛾火焰优化算法改进的 GM(1,1)模型预测仍然是指数增长曲线,这样就决定了改进的模型仍然在短期预测中使用,对于长期预测仍会产生较大的误差,因此,还需要进一步改进预测模型,以促进灰色系统理论的发展。

参考文献:

[1] Deng Julong. Control problems of grey system[J]. Systems & Control Letters, 1982, 1 (5): 288-294.
[2] 刘思峰,党耀国,方志耕,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 第 3 版. 北京:科学出版社,2004.

- [3] 邓聚龙. 灰色系统理论的 GM 模型[J]. 模糊数学, 1985, 5(2):26.
- [4] 刘思峰, 邓聚龙. GM(1,1)模型的适用范围[J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(5): 121-124.
LIU Sifeng, DENG Julong. The range suitable for GM(1,1) [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2000, 20(5): 121-124.
- [5] 张大海, 江世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8):140-142.
ZHANG Dahai, JIANG Shifang, SHI Kaiquan. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22 (8): 140-142.
- [6] 党耀国, 刘思峰, 刘斌. 以 $x^{(1)}(n)$ 为初始条件的 GM 模型[J]. 中国管理科学, 2005, 13(1): 132-135.
DANG Yaoguo, LIU Sifeng, LIU Bin. The GM models that $x^{(1)}(n)$ be taken as initial value [J]. Chinese Journal of Management Science, 2005, 13(1): 132-135.
- [7] 董奋义, 田军. 背景值和初始条件同时优化的 GM(1,1) 模型[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(3):464-466.
DONG Fenyi, TIAN Jun. Optimization integrated background value with original condition for GM(1,1) [J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29 (3): 464-466.
- [8] 刘斌, 刘思峰, 翟振杰, 等. GM(1,1)模型时间响应函数的最优化[J]. 中国管理科学, 2003, 11(4):54-57.
LIU Bin, LIU Sifeng, ZHAI Zhenjie, et al. Optimum time response sequence for GM(1,1) [J]. Chinese Journal of Management Science, 2003, 11(4): 54-57.
- [9] 郭金海, 杨锦伟. GM(1,1)模型初始条件和初始点的优化[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2333-2338.
GUO Jinhai, YANG Jinwei. Optimizing the initial condition and the initial point of GM(1,1) [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2015, 35 (9): 2333-2338.
- [10] 郑坚, 陈斌. 基于时间权重序列的 GM(1,1)初始条件优化模型[J]. 控制与决策, 2018, 33(3):529-534.
ZHENG Jian, CHEN Bin. Initial condition optimization of GM(1,1) model based on time weighted sequence [J]. Control and Decision, 2018, 33 (3): 529-534.
- [11] 丁松, 李若瑾, 党耀国. 基于初始条件优化的 GM(1,1) 幂模型及其应用[J]. 中国管理科学, 2020, 28(1): 153-161.
DING Song, LI Ruojin, DANG Yaoguo. Construction and application of GM(1,1) power model based on the optimized initial condition[J]. Chinese Journal of Management Science, 2020, 28(1): 153-161.
- [12] 何文章, 宋国乡, 吴爱弟. 估计 GM(1,1)模型中参数的一族算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(1): 69-75.
HE Wenzhang, SONG Guoxiang, WU Aidi. A class of algorithms for estimating GM(1,1) model parameter [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2005, 25(1): 69-75.
- [13] 邹长武, 李祚泳, 倪长健. GM(1,1)的改进及其在经济发展预测中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2007, 37(22): 1-5.
ZOU Changwu, LI Zuoyong, NI Changjian. The improvement of GM(1,1) and application of it in prediction of economic development indexes[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2007, 37 (22): 1-5.
- [14] 刘威, 崔高锋. 估计 GM(1,1)模型参数的一种新方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(2): 471-474.
LIU Wei, CUI Gaofeng. New method for the estimation of GM(1,1) parameters[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(2): 471-474.
- [15] 何霞. 灰色 GM(1,1)模型参数估计的加权最小二乘法[J]. 运筹与管理, 2012(6): 23-27.
- [16] OU Shangling. Forecasting agricultural output with an improved grey forecasting model based on the genetic algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 85: 33-39.
- [17] LI Kewen, LIU Lu, ZHAI Jiannan, et al. The improved grey model based on particle swarm optimization algorithm for time series prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016, 55: 285-291.
- [18] DING Song. A novel self-adapting intelligent grey model for forecasting China's natural-gas demand [J]. Energy, 2018, 162: 393-407.
- [19] XIONG Xin, HU Xi, GUO Huan. A hybrid optimized grey seasonal variation index model improved by whale optimization algorithm for forecasting the residential electricity consumption[J]. Energy, 2021, 234: 121127.
- [20] MIRJALILI S. Moth-flame optimization algorithm: a novel nature-inspired heuristic paradigm[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89(1): 228-249.

(责任编辑 王绪迪)