

3-22-2022

## Electronic Solid Waste Prediction Based on Intelligent Optimization Grey Model

Xiaoan Sun

*Key Laboratory for Advanced Process Control of Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2585499836@qq.com*

Xiaoli Luan

*Key Laboratory for Advanced Process Control of Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; xlluan@jiangnan.edu.cn*

Fei Liu

*Key Laboratory for Advanced Process Control of Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Electronic Solid Waste Prediction Based on Intelligent Optimization Grey Model

### Abstract

**Abstract:** Aiming at the problems of complex modeling mechanism and low modeling accuracy in the prediction of electronic solid waste production, *an intelligent modeling method combining fractional order multiple gray model and neural network compensation model is proposed*. Particle swarm optimization is used to optimize the accumulative order and background parameters of the gray model to maximize the performance of the gray model. BP neural network is used to compensate the error of gray modeling and improve the prediction accuracy of solid waste production. *The effectiveness of the proposed method is verified by Washington state electronic solid waste data*. The accurate estimation of electronic solid waste production provides reference for infrastructure planning and process optimization of electronic solid waste recovery.

### Keywords

electronic solid waste prediction, hybrid intelligent modeling, fractional multiple gray model, BP neural networks, particle swarm optimization

### Recommended Citation

Xiaoan Sun, Xiaoli Luan, Fei Liu. Electronic Solid Waste Prediction Based on Intelligent Optimization Grey Model[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(3): 536-542.

# 基于智能优化灰色模型的电子固废预测

孙晓安, 栾小丽\*, 刘飞

(江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 针对已有电子固废产生量预测时存在的建模机理复杂、建模精度低等问题, 提出一种分数阶多元灰色模型与神经网络补偿模型相混合的智能建模方法。利用粒子群算法对灰色模型的累加阶数以及背景值参数寻优, 发挥灰色模型的最大性能; 利用 BP 神经网络对灰色建模的误差进行补偿, 提高固废产生量的预测精度; 利用华盛顿州电子固废数据验证了所提方法的有效性。通过对电子固废产生量的精确估计, 为电子固废回收的基础设施规划、回收流程优化等提供参考。

**关键词:** 电子固废预测; 混合智能建模; 分数阶多元灰色模型; BP 神经网络; 粒子群算法

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)03-0536-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0833

## Electronic Solid Waste Prediction Based on Intelligent Optimization Grey Model

Sun Xiaohan, Luan Xiaoli\*, Liu Fei

(Key Laboratory for Advanced Process Control of Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of complex modeling mechanism and low modeling accuracy in the prediction of electronic solid waste production, an intelligent modeling method combining fractional order multiple gray model and neural network compensation model is proposed. Particle swarm optimization is used to optimize the accumulative order and background parameters of the gray model to maximize the performance of the gray model. BP neural network is used to compensate the error of gray modeling and improve the prediction accuracy of solid waste production. The effectiveness of the proposed method is verified by Washington state electronic solid waste data. The accurate estimation of electronic solid waste production provides reference for infrastructure planning and process optimization of electronic solid waste recovery.

**Keywords:** electronic solid waste prediction; hybrid intelligent modeling; fractional multiple gray model; BP neural networks; particle swarm optimization

## 引言

电子固废包括各种废旧电脑、通信设备、家用电器,以及被淘汰的精密电子仪器仪表等,是主要的环境污染物<sup>[1]</sup>。通过积极规范的方式对电子固废进行回收处理,不仅可以减少环境压力,而且可以弥补资源短缺。高效的电子固废管理要确保系统地收集、回收并进行恰当处理,需要适当的基

础设施建设和完整的规划,以有效应对不断增加的电子固废产生量<sup>[2]</sup>。因此,及时准确的电子固废产生量预测是电子固废高效回收的前提。

针对电子固废产生量预测问题,国内外学者提出了多种基于不同建模机理的预测模型。洪鸿加等<sup>[3]</sup>建立了由经济子系统、人口子系统、政策子系统、一次及二次使用废旧电脑子系统等构成的

收稿日期: 2020-10-30 修回日期: 2020-12-01

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC1900800)

第一作者: 孙晓安(1997-),女,硕士生,研究方向为电子固废预测与回收流程优化。E-mail: 2585499836@qq.com

通讯作者: 栾小丽(1979-),女,博士,教授,研究方向为复杂系统控制与优化。E-mail: xlluan@jiangnan.edu.cn

系统动力学模型。郭晓倩等<sup>[4]</sup>根据城市化进程特征和人口数量变化规律,并结合电子固废的产生特征,建立了改进的 Logistic 模型。江晓健等<sup>[5]</sup>基于不同电子产品的销售数量和对应寿命分布建立了市场供给模型。以上模型的建模机理都具有较高的复杂度,部分影响因素很难直接获取,因此难以保证其准确性。考虑到电子固废生成系统具有的部分信息已知、部分未知的灰色特性,Zhao 等<sup>[6]</sup>首次利用灰色模型 GM(1,1)对电子废弃物产生量进行预测。之后,为提高模型的通用性和预测精度,灰色模型的多种扩展模型被提出,其中 Ma<sup>[7]</sup>等提出了一种优化参数后的多元灰色模型 GMC(1,n),于是 Gazi Murat Duman<sup>[8]</sup>等基于多元灰色预测模型 GMC(1,n)来预测华盛顿州的电子固废产生量,并利用粒子群算法对其参数进行优化,但 GMC(1,n)模型的精度并没有明显的改善,如何提高现有灰色模型的预测精度是亟待解决的问题。

由于实际问题中的原始数据存在不等价随机性的问题,本文将 GMC(1,n)模型中的一阶累加生成算子拓展为分数阶累加生成算子,记为 FAGMC(1,n),并利用粒子群智能算法对模型的累加阶数以及背景值参数进行优化。又考虑到现有带卷积分的分数阶灰色模型 FAGMC(1,n)模型实质上是线性模型,针对具有非线性以及随时间发生变化的电子固废产生过程,显然不太适用。因此本文在 FAGMC(1,n)机理建模的基础上,利用 BP 神经网络对 FAGMC(1,n)的预测误差进行补偿,由于神经网络具有较强的自主学习和非线性处理能力,从而提高了 FAGMC(1,n)模型的预测精度。本文所提方法利用易于实现的粒子群算法优化灰色模型参数,可实现灰色模型的性能最大化。在发挥了灰色理论机理建模的优点的同时,又利用神经网络的非线性映射和自主学习能力,对灰色机理建模的误差进行学习和补偿,有利于提高模型的预测精度和实用性。最后,利用华盛顿州电子固废产生量进行验证,以 2003—2014 年电子固废产量的实际数据为

建模数据,2015 年的数据为检验数据,对比分析 GMC(1,n)模型、优化参数后的 GMC(1,n)-PSO 模型、分数阶多元灰色神经网络混合模型的预测结果,证实了本文所提方法具有更高的预测精度。

## 1 电子固废产生系统分析

电子固废作为城市固体废物的的重要组成部分,其产生量受多种因素影响。早期工作表明,人口密度和收入水平是影响城市生活垃圾产生量的重要因素,因而是估算城市生活垃圾产生量的重要输入变量,且 Duman 等<sup>[8]</sup>在华盛顿州电子固废产生量数据集的基础上,利用二元皮尔逊相关分析法计算出电子固废产生量与人口密度以及家庭收入中位数之间的相关系数分别为 0.927 1 和 0.855 9,而相关系数高于 0.7 表示元素之间显著关联<sup>[9]</sup>,由此证明在电子固废产生系统中,人口密度和收入水平作为影响产生量的输入变量是合理的。

如上所述,人口密度以及家庭收入水平是影响电子固废产生量的确定因素,具体数值可以通过政府系统直接获取。同时,影响电子固废产生量的还有很多不确定性因素,例如城市化水平,就业比例,家庭规模等等,这些因素较难量化且很难准确取。因此电子固废产生系统完全符合灰色系统部分信息已知、部分信息未知的灰色特性。

灰色预测模型作为灰色系统的核心内容,因具备所需样本数据少,短期预测精度高的优势而被广泛应用于农业、经济、能源、地质勘测等领域。根据变量数量,其主要分为单变量灰色模型和多变量灰色模型这 2 类。由于电子固废产生系统考虑人口密度以及收入水平多种因素对系统的影响,故本文所提的电子废弃物产生量预测模型选择带卷积分的多元灰色预测模型作为基础预测模型,其中人口密度以及收入水平作为模型的自变量即输入变量,电子固废的产生量作为模型的因变量即输出变量。在选择了合适的灰色模型之后,通过拓展累加生成算子,优化模型参数等手段发挥灰色模型的最大性能,并将灰色模型与

BP 神经网络预测模型相混合，构成灰色神经网络混合模型以预测电子固废的产生量，所提模型结构图如图 1 所示。

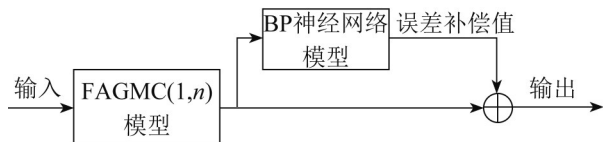


图1 多元灰色神经网络混合建模

Fig.1 Hybrid modelling with gray theory and neural network

### 1.1 分数阶累加生成算子

灰色系统通常可以用（时间）序列来表示，累加生成操作与逆累加生成操作相结合，是灰色系统理论提出的处理无序数列的主要方法。分数阶累加灰色模型<sup>[10]</sup>的其主要思想是分数阶精确调节累加数之间的数量级，为不同的原始数据序列选择特定的分数阶算子构建灰色预测模型，以提高模型对数据的模拟和预测效果<sup>[11]</sup>。

在本文所提电子固废产生量预测模型中，设电子固废产生量预测值作为原始输出序列为

$$Y^{(0)} = \{Y^{(0)}(\tau + 1), Y^{(0)}(\tau + 2), \dots, Y^{(0)}(\tau + h)\} \quad (1)$$

式中： $\tau$ 表示延迟时间； $h$ 表示历史时序数。影响电子固废产生量的原始输入序列，如：人口密度、家庭收入中位数，可以表示为

$$X_i^{(0)} = \{X_i^{(0)}(1), X_i^{(0)}(2), \dots, X_i^{(0)}(h)\}, i = 1, 2 \quad (2)$$

对原始输入输出序列进行  $r$  阶累加得到新的序列；

$$Y^{(r)} = Y^{(0)} S^* = \{Y^{(r)}(\tau + 1), Y^{(r)}(\tau + 2), \dots, Y^{(r)}(\tau + h)\} \quad (3)$$

$$X_i^{(r)} = X_i^{(0)} S^* = \{X_i^{(r)}(1), X_i^{(r)}(2), \dots, X_i^{(r)}(r)\}, i = 1, 2 \quad (4)$$

式中：

$$Y^{(r)}(t) = \sum_{i=1}^t \frac{\Gamma(r+t-i)}{\Gamma(t-i+1)\Gamma(r)} Y^{(0)}(i), t = 1, 2, \dots, h \quad (5)$$

$$X_i^{(r)}(t) = \sum_{i=1}^t \frac{\Gamma(r+t-i)}{\Gamma(t-i+1)\Gamma(r)} X_i^{(0)}(i), t = 1, 2, \dots, h \quad (6)$$

则  $S^*$  为  $r$  阶累加生成算子。

当阶数  $r$  取不同值时， $r$  阶累加生成算子中各分量具有不同的权重<sup>[12]</sup>，由此具有更强的灵活性

和适应性。

### 1.2 带卷积积分的分数阶累加多元灰色模型

在  $r$  阶累加生成序列的基础上，带卷积积分的分数阶累加多元灰色预测模型 FAGMC(1, 3) 的微分方程表达式见式(7)，其中 1 表示微分方程的阶次为 1，3 表示模型所含变量个数为 3。

$$\frac{dY^{(r)}(\tau + t)}{dt} + aY^{(r)}(\tau + t) = \sum_{i=1}^3 b_i X_i^{(r)}(t) + u \quad (7)$$

式中： $a, b_i$  和  $u$  为模型参数。

FAGMC(1, 3) 的模型参数可以通过如下最小二乘法来估计：

$$(a, b_1, b_2, u) = (B^T B)^{-1} B^T T \quad (8)$$

式中：

$$T = \begin{bmatrix} Y^{(0)}(2) \\ Y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ Y^{(0)}(r) \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -Z_1^{(0)}(\tau + 2) & Z_2^{(0)}(2) & Z_3^{(0)}(2) & 1 \\ -Z_1^{(0)}(\tau + 3) & Z_2^{(0)}(3) & Z_3^{(0)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -Z_1^{(0)}(\tau + r) & Z_2^{(0)}(r) & Z_3^{(0)}(r) & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

且有

$$Z_1^{(r)}(t) = \omega_1 Y^{(r)}(\tau + t) + (1 - \omega_1) Y^{(r)}(\tau + t - 1) \quad (10)$$

$$Z_{i+1}^{(r)}(t) = \omega_i X_i^{(r)}(t) + (1 - \omega_i) X_i^{(r)}(t - 1), i = 1, 2 \quad (11)$$

以上灰色模型的背景值通常取作  $Y^{(r)}(\tau + t)$  与  $Y^{(r)}(\tau + t - 1)$ ， $X_i^{(r)}(t)$  与  $X_i^{(r)}(t - 1)$  的平均值，以平滑数据，减少随机性，但最近的研究表明，加权平均值会取得更好的效果<sup>[13]</sup>。

则预测序列  $Y_G^{(r)}(\tau + t)$  的响应函数通过式(12)获得：

$$Y_G^{(r)}(\tau + t) = Y^{(0)}(\tau + 1)e^{-a(t-1)} + \int_1^t e^{-a(t-v)} f(v)dv, t = 1, 2, \dots, rf \quad (12)$$

式中： $rf$  为待预测的时序数。

$$f(t) = \sum_{i=1}^3 b_i X_i^{(r)}(t) + u \quad (13)$$

通过以下高斯公式对式(12)中的卷积积分进行



离散化:

$$Y_G^{(r)}(\tau+t) = Y^{(0)}(\tau+1)e^{-a(t-1)} + u(t-2) \sum_{k=2}^t e^{-a(k-t+\frac{1}{2})} \cdot \frac{1}{2} [f(k)+f(k-1)] \quad (14)$$

式中: 单位步进公式可以表示为

$$u(t-2) = \begin{cases} 0, & t < 2 \\ 1, & t \geq 2 \end{cases} \quad (15)$$

FAGMC(1,3)模型的最终输出预测还原值序列表示为

$$Y_G^{(0)}(\tau+t) = \sum_{i=0}^{t-1} (-1)^i \frac{\Gamma(r+1)}{\Gamma(i+1)\Gamma(r-i+1)} * Y_G^{(r)}(\tau+t-i) \quad (16)$$

### 1.3 粒子群优化

粒子群算法 PSO (particle swarm optimization) 是由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出的一种全局优化并行算法, 源于对鸟群捕食行为的研究。Zhang 等<sup>[4]</sup>表明相比于其他优化算法(如遗传算法), PSO 是一种更有效的多维不连续问题优化方法。

在本文所提方法中, 在计算最小平均相对误差(MAPE)的同时, PSO 将用于查找最优或接近最优的累加阶数  $r$  以及背景值参数  $w$ 。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{Y^{(0)}(k) - Y_G^{(0)}(K)}{Y^{(0)}(k)} \right| \quad (17)$$

粒子群算法运行时的参数设置具体见表 1。

表 1 粒子群算法参数设置  
Table 1 Configuration of the PSO algorithm

群体个体数目	最大迭代次数	学习因子 1	学习因子 2	动态惯性权重因子	粒子范围
30	300	2	2	0.75	$0 < \omega_i < 1$ $0 \leq r \leq 1$

子群算法寻优的步骤为:

(1) 随机初始化粒子群中每个粒子的位置 ( $pBest$ ) 和速度。

(2) 将  $pBest$  设置为当前位置,  $gBest$  设置为粒子群体中的最佳粒子的位置。

(3) 计算当模型参数为  $pBest$  时模型的相对平均误差。

(4) 使用式(18), (19)更新每个粒子的位置和速度:

$$v = w \cdot v + c_1 \cdot rand \cdot (pBest - Present) + c_2 \cdot rand \cdot (gBest - Present), \quad (18)$$

$$Present = Present + v, \quad (19)$$

式中:  $v$  为速度;  $rand$  为在  $[0, 1]$  范围内的随机数生成器;  $w$  为惯性因子;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子。如果此位置的适应度优于  $pBest$ , 则将  $pBest$  设置为新位置; 如果此粒子的适应度优于  $gBest$ , 则将  $gBest$  设置为新位置。

(5) 返回步骤(3), 直到获得足够好的适应度, 或达到最大迭代次数。

### 1.4 BP 神经网络混合模型

神经网络建模结构简单, 抑制干扰能力强, 具有高度自适应性和自组织性、极强的鲁棒性和信息处理并行性<sup>[5]</sup>, 因此是一种适宜的预测模型误差补偿方法。本节研究多元灰色神经网络混合智能建模方法。结合 FAGMC(1,  $n$ ) 模型和神经网络的优点, 建立混合模型, 使模型同时拥有两者优点, 从而能够在少样本情况下得到较高精度。在多元灰色机理模型的基础上, 针对其建模误差  $\sigma^{(0)}$ , 利用 BP 神经网络建立智能补偿模型, 对机理建模产生的误差序列  $\sigma^{(0)}$  进行补偿, 得到最终预测结果。所建 BP 神经网络混合模型的结构如图 2 所示, 具体建模过程为:

(1) 设实际电子固废产生量数据为  $Y^{(0)} = \{Y^{(0)}(\tau+1), Y^{(0)}(\tau+2), \dots, Y^{(0)}(\tau+h)\}$ , 带卷积分的多元灰色模型 FAGMC(1,3) 的输出数据为  $Y_G^{(0)} = \{Y_G^{(0)}(\tau+1), Y_G^{(0)}(\tau+2), \dots, Y_G^{(0)}(\tau+h)\}$ , 将灰色模型输出值与实际固废产生量作比较, 得到误差序列  $\sigma^{(0)}$ , 即  $\sigma^{(0)} = Y^{(0)} - Y_G^{(0)}$ 。

(2) 将多元灰色模型的输出数据  $Y_G^{(0)}$  作为神经网络训练的输入, 误差序列预测数据  $\hat{\sigma}^{(0)}$  作为输出, 以使误差函数的值最小为目标, 其计算公式为

$$loss = \sum_{t=1}^h (\hat{\sigma}^{(0)}(\tau+t) - \sigma^{(0)}(\tau+t))^2 \quad (20)$$

对 BP 神经网络模型进行训练。其过程主要分为 2 个阶段, 第 1 阶段是信号的前向传播: 按从输入到输出的方向进行误差计算; 第 2 阶段是误差的反向传播: 从输出层到输入层的方向对各单元

的权值和阈值进行调节。设隐含层神经元个数为  $m$ ,  $V_1, V_2, \dots, V_i, \dots, V_m$  表示输入与第  $i$  个隐含层神经元之间的连接权系数,  $W_1, W_2, \dots, W_i, \dots, W_m$  表示第  $i$  个隐含层神经元与输出之间的连接权系数,  $Z_1, Z_2, \dots, Z_i, \dots, Z_m$  表示第  $i$  个隐含层神经元的输出,

2 个计算层的阈值分别设为  $b_i^{(0)}, b_i^{(2)}$ ,  $V_i=(b_i^{(0)}, V_i)$ ,  $W=(b_i^{(2)}, W_1, W_2, \dots, W_m)$ ,  $Y_G=(1, Y_G^{(0)})^T$ ,  $Z=(1, Z_1, Z_2, \dots, Z_m)^T$ , 隐含层以及输出层传递函数选用常见的激励函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{21}$$

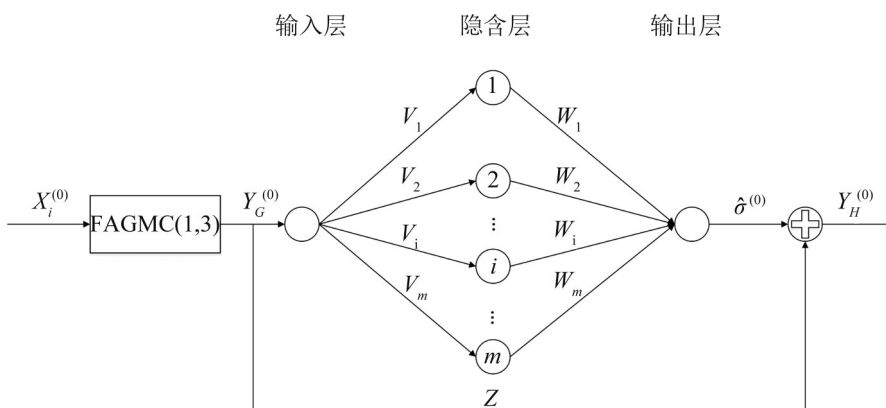


图 2 BP 神经网络混合模型结构图  
Fig. 2 BP neural network hybrid model structure

则每个隐含神经元的输出  $Z_i=f(V_iY_G)$ , 输出层神经元的输出值及 BP 神经网络预测值  $\hat{\sigma}^{(0)}=f(W \cdot Z)$ 。最终以误差函数作为目标函数, 进行 BP 神经网络反向传播, 不断调整连接权系数和阈值的大小, 完成训练。

(3) 以灰色模型的电子固废产生量预测值  $Y_G^{(0)}$  作为输入信号, 利用已经训练完成的 BP 神经网络进行预测, 得到对应误差序列预测值  $\hat{\sigma}^{(0)}$ , 在此基础上得到混合模型的产生量预测值, 即  $Y_H^{(0)} = Y_G^{(0)} + \hat{\sigma}^{(0)}$ 。

## 2 实验验证

本实验数据采用的是文献[7]中采用的华盛顿州电子固废产生量数据集, 如表 2 所示, 其中 2003—2014 年的数据用于建模, 2015 年的数据用于验证模型的准确性。

所用多元灰色模型的参数设置为

$$r = 12, \tau = 0, rf = 1$$

首先通过式(1)~(16)以及粒子群算法寻优得到最佳累加阶数以及最佳背景值参数, 具体结果如

表 3 所示。

表 2 华盛顿州电子固废产生量数据集  
Table 2 Data set of electronic solid waste generation from Washington

年份	人口密度/ (人·mi <sup>-2</sup> )	家庭收入 中位数(美元)	固废产生量/t
2003	92.07	46 967.25	18 108.19
2004	93.30	49 585.35	27 341.56
2005	94.66	50 004.20	35 887.90
2006	96.48	53 522.31	46 126.41
2007	98.06	56 141.32	53 737.51
2008	99.31	57 857.52	62 071.46
2009	100.27	55 458.05	69 246.27
2010	101.19	54 888.45	68 777.91
2011	101.84	55 500.26	69 673.02
2012	102.59	56 443.76	73 851.24
2013	103.56	57 283.94	65 894.78
2014	104.85	60 153.00	67 822.93
2015	106.26	63 439.20	72 103.41
2016	108.10	65 500.29	N/A
2017	110.00	68 550.43	N/A

在本次实验数据情况下, 累加阶数的寻优结果为 1, 即为经典一阶累加的特殊情况。通过对比

2003—2014年模拟结果与实际值之间的平均相对误差,可见优化参数后的FAGMC(1,3)模型建模精度要高于传统GMC(1,3)模型。

FAGMC(1,3)建模的直观结果如图3所示,可以看出,随着后期的电子固废产生量呈现非线性的变化规律,FAGMC(1,3)模型模拟的结果与真实值的误差明显增大,反映出FAGMC(1,3)机理建模方

法缺乏自主学习和非线性处理能力,也体现出引入BP神经网络的重要性。

表3 传统GMC(1,3)和优化后FAGMC(1,3)的结果  
Table 3 GMC(1,3)and the optimizedFAGMC(1,3)results

方法	MAPE/%	$w_1$	$w_2$	$w_3$	$r$
GMC(1,3)	2.989	0.5	0.5	0.5	N/A
优化后的 FAGMC(1,3)	2.792	0.394	0.580	0.534	1

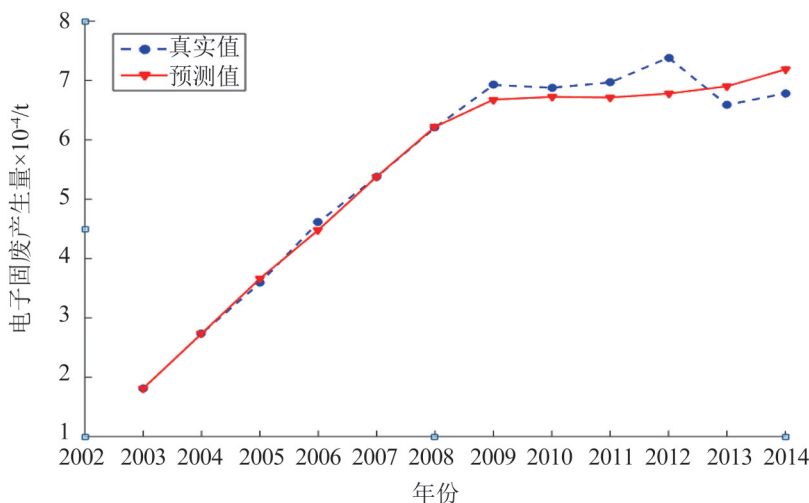


图3 预测值与实际值对比图

Fig. 3 Collation map of the estimated values via FAGMC(1,3)and the actual value

本文所提混合智能建模方法在FAGMC(1,3)模型的基础之上,将FAGMC(1,3)模型输出的2003—2014年的电子固废产生量预测值作为所建BP神经网络的输入值,对应的预测误差作为输出目标值,进行训练。再将2015年的FAGMC(1,3)预测值输入已经训练好的BP神经网络,得到其对应误差补偿值,并与预测结果累加得到混合模型的最终预测结果。本实验所建立的BP神经网络模型中,隐含层神经元个数为5,最大训练次数为50 000次,训练精度为0.001。

为进一步显示本文所提混合模型在预测精度上的优越性,本实验在文献[7]所提出的优化后的多元灰色模型GMC(1,n)-PSO中使用相同的数据集进行了比较分析。以上GMC(1,n)模型、GMC(1,n)-PSO模型、分数阶多元灰色神经网络混合模型对2015年华盛顿州电子固废产生量的预

测值以及与真实值的相对误差如表4所示,从表中可以看出本文所提的混合智能模型相比较于已有结果具有更低的相对误差,提升了预测精度。

表4 三种模型预测结果的相对误差比较  
Table 4 Comparison of relative error of estimated values via three models

模型	预测值/t	相对误差/%
传统GMC(1,n)	77 758.017	7.842
GMC(1,n)-PSO	76 952.166	6.301
混合模型	73 584.563	1.777

### 3 结论

本文在多元灰色机理建模的基础上,提出了一种多元灰色BP神经网络混合智能建模方法。首先通过将一阶累加算子扩展为分数阶累加算子,并利用粒子群算法寻找最优累加阶数以及背景值参数,使得灰色模型的性能得以提高,再通过引入机理模



型的预测值与真实值的误差序列,对分数阶多元灰色模型的预测结果进行补偿,得到具有更高预测精度的建模效果,并利用华盛顿州2015年电子固废产生量实例进行验证。结果表明:多元灰色BP神经网络混合建模的预测精度明显提高,可将其应用于地区电子固废产生量的中短期预测。

研究过程中,由于电子固废市场统计资料不充分,预测所需历史数据不够完善,难以基于国内实际电子固废产生量建立预测模型。今后研究中将考虑基于本土数据源,融合多种预测模型,以弥补历史数据不完整的问题。

### 参考文献:

- [1] 张厚明. 电子垃圾回收利用对策研究[J]. 中国国情国力, 2014(5): 50-52.  
Zhang Houming. Countermeasure Research on Recycling and Utilization of Electronic Waste[J]. China National Conditions and Strength, 2014(5): 50-52.
- [2] Surendra M Gupta. Reverse Supply Chains: Issues and Analysis[M]. Florida: CRC Press, 2013.
- [3] 洪鸿加, 彭晓春, 陈志良, 等. 系统动力学模型在电子废弃物产生量预测中的应用——以广州市废旧电脑为例[J]. 环境污染与防治, 2009, 31(10): 83-86.  
Hong Hongjia, Peng Xiaochun, Chen Zhiliang, et al. Application of System Dynamics Model in the Prediction of E-Waste Production: a Case Study of Waste Computer in Guangzhou[J]. Environmental Pollution & Control, 2009, 31(10): 83-86.
- [4] 郭晓倩, 孟伟庆, 汲奕君. 基于改进logistic模型的天津市电子废弃物产生量预测[J]. 环境科学与技术, 2014, 37(3): 188-193.  
Guo Xiaoqian, Meng Weiqing, Ji Yijun. Estimation of Electrical and Electronic Equipment Waste Generation Using a Modified Logistic Model in Tianjin City[J]. Environmental Science and Technology, 2014, 37(3): 188-193.
- [5] 江晓健, 刘静欣, 严康, 等. 中国电子废弃物产生量预测及金属积存量特征分析[J]. 有色金属科学与工程, 2016, 7(5): 104-109.  
Jiang Xiaojian, Liu Jingxin, Yan Kang, et al. Prediction of Electronic Waste Amount and Metal Cumulative Amount Features[J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2016, 7(5): 104-109.
- [6] Zhao Min, Zhao Chen, Yu Luling, et al. Prediction and Analysis of WEEE in China Based on the Gray Model[J]. Procedia Environmental Sciences (S1878-0296), 2016, 31: 925-934.
- [7] Ma Xin, Liu Zhibin. The GMC(1, n) Model with Optimized Parameters and Its Application[J]. Journal of Grey System (S1028-9488), 2017, 29: 122-138.
- [8] Gazi Murat Duman, Elif Kongar, Surendra M Gupta. Estimation of Electronic Waste Using Optimized Multivariate Grey Models[J]. Waste Management (S0956-053X), 2019, 95: 241-249.
- [9] Hsu Lichang, Wang Chaohung. Forecasting Integrated Circuit Output Using Multivariate Grey Model and Grey Relational Analysis[J]. Expert Systems With Applications (S0957-4174), 2009, 36(2): 1403-1409.
- [10] Wu Lifeng, Liu Sifeng, Yao Ligen, et al. Grey System Model with the Fractional Order Accumulation[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation (S1007-5704), 2013, 18(7): 1775-1785.
- [11] 袁德宝, 张振超, 张军, 等. 最优化分数阶算子EGM(1, 1)模型在变形监测预报中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2020, 40(4): 331-334.  
Yuan Debao, Zhang Zhenchao, Zhang Jun, et al. Application of Optimized Fractional Order EGM(1, 1) Model in Deformation Monitoring and Forecasting[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2020, 40(4): 331-334.
- [12] 张鹏. 小样本时间序列灰色预测关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.  
Zhang Peng. Research on Key Techniques of Grey Prediction for Small Sample Time Series[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [13] Zeng Bo, Li Chuan. Improved Multi-Variable Grey Forecasting Model with a Dynamic Background-Value Coefficient and Its Application[J]. Computers & Industrial Engineering (S0360-8352). 2018, 118: 278-290.
- [14] Zhang Liping, Zheng Yanling, Wang Kai, et al. An Optimized Nash Nonlinear Grey Bernoulli Model Based on Particle Swarm Optimization and Its Application in Prediction for the Incidence of Hepatitis B in Xinjiang, China[J]. Computers in Biology and Medicine (S0010-4825), 2014, 49: 67-73.
- [15] 刘宇, 黎蕾蕾, 刘俊, 等. 压电陀螺漂移特性的灰色神经网络建模研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(20): 4676-4679.  
Liu Yu, Li Leilei, Liu Jun, et al. Study on Network Drift Modeling for Piezoelectric Gyro. Journal of System Simulation[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(20): 4676-4679.