

11-20-2019

Dynamic Demand Forecast of Emergency Materials for Flood Disasters Based on Improved GM (1,1) Model

Zhongjun Hu

1. School of Management, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China; ;

Yanqiu Liu

1. School of Management, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China; ;

Li Jia

2. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, 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.

Dynamic Demand Forecast of Emergency Materials for Flood Disasters Based on Improved GM (1,1) Model

Abstract

Abstract: The sudden and uncertainties of the flood disaster make it difficult to collect large sample data for forecasting the demand of emergency materials quickly and accurately. *Based on this, this paper proposes an improved GM (1,1) dynamic forecasting model based on the gray system theory*, constructs the dynamic demand model of emergency materials in combination with the inventory management method; and takes the real flood disaster in March 2016 as a case study. The validity of the model proposed in this paper is verified. The results show that the improved GM (1,1) model is feasible and practicable, and has higher prediction accuracy than the traditional GM (1,1) model.

Keywords

improved GM (1, 1) model, flood disaster, dynamic forecasting, inventory management

Recommended Citation

Hu Zhongjun, Liu Yanqiu, Li Jia. Dynamic Demand Forecast of Emergency Materials for Flood Disasters Based on Improved GM (1,1) Model[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(4): 702-709.

基于改进 GM(1,1)的洪涝灾害应急物资动态需求预测

胡忠君¹, 刘艳秋¹, 李佳²

(1.沈阳工业大学 管理学院, 辽宁 沈阳 110870; 2.沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110870)

摘要: 洪涝灾害的突发性及不确定性使得灾害发生后, 难以搜集到大样本数据对应急物资的需求量进行快速准确的预测。以灰色系统理论为基础, 提出一种改进 GM(1,1) 动态预测模型, 结合库存管理方法构建应急物资动态需求模型, 以湖南省 2016 年 3 月发生的洪涝灾害为真实案例, 对此文提出的模型有效性进行验证。结果表明: 改进 GM(1,1) 模型具有可行性与实用性, 比传统 GM(1,1) 模型具有更高的预测精度。

关键词: 改进 GM(1,1) 模型; 洪涝灾害; 动态预测; 库存管理

中图分类号: F252

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 04-0702-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0112

Dynamic Demand Forecast of Emergency Materials for Flood Disasters Based on Improved GM (1,1) Model

Hu Zhongjun¹, Liu Yanqiu¹, Li Jia²

(1. School of Management, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: The sudden and uncertainties of the flood disaster make it difficult to collect large sample data for forecasting the demand of emergency materials quickly and accurately. Based on this, this paper proposes an improved GM (1,1) dynamic forecasting model based on the gray system theory; constructs the dynamic demand model of emergency materials in combination with the inventory management method; and takes the real flood disaster in March 2016 as a case study. The validity of the model proposed in this paper is verified. The results show that the improved GM (1,1) model is feasible and practicable, and has higher prediction accuracy than the traditional GM (1,1) model.

Keywords: improved GM (1,1) model; flood disaster; dynamic forecasting; inventory management

引言

近年来, 我国洪涝灾害频繁发生, 据国家防汛抗旱总指挥统计报道, 2015 年全国 29 个省份不同程度发生洪涝灾害, 共有 7 115 千公顷农作物受灾, 受灾人口 9 188 万人, 死亡人数 427 人, 失踪人数

126 人, 倒塌房屋 40 万间, 直接经济损失 711 亿元。因此, 洪涝灾害发生后, 如何对应急救援物资进行有效地配置与调度, 并在紧急条件下快速准确预测出应急物资需求数量对提高救援质量、减少伤亡数量、降低经济损失是至关重要的^[1]。故合理、有效、准确的应急物资需求预测成为当下亟需解决的课题, 具有现实意义和理论意义。

由于洪涝灾害发生后短时间内采集到的受灾信息无法确定其可靠性, 通常是具有灰色特征的不确定信息, 回归分析法可用来探寻数据变化的规律,



收稿日期: 2017-03-16

修回日期: 2017-06-14;

基金项目: 国家自然科学基金(70431003);

作者简介: 胡忠君(1970-), 男, 辽宁沈阳, 博士, 工程师, 研究方向为物流系统管理与工程; 刘艳秋(1963-), 男, 吉林四平, 博士生, 教授, 博导, 研究方向为物流系统可靠性等。

<http://www.china-simulation.com>

研究变量之间的关系,通过建立回归预测模型可对未知数据进行预测。但是回归分析的前提是要求样本数据量足够大,并且在处理多个自变量情况下模型构造困难,计算过程复杂^[2]。此外,关于不确定信息的预测,马尔可夫模型与灰色预测模型是比较常用的针对小样本数据量的预测方法,但马尔可夫模型在预测小样本数据时计算过程复杂程度高并且准确率偏低^[3-4]。

目前,应急管理的研究引起了很多学者的重视,如 Ozdamar 等提出应对应急物流的多阶段网络模型^[1];Nolz 等开发一个用于优化应急物流的多目标模型,该模型包含 3 个目标函数,分别为风险最小、物流系统覆盖面积最大和总的配送时间最短^[5];Najafi 等提出一个多目标、多模式、多阶段的随机优化模型管理地震系统中的物流问题^[6];Sheu 等提出一个混合模糊优化方法来协调 3 层供应网络的救灾物流问题^[7];Chang 等研究多目标遗传算法来解决应急物流调度问题^[8]。上述文献主要集中在应急管理中物流的配送与路径优化问题上,应急物资的需求预测是物资配送前必不可少的步骤。陈方超等考虑时间对特征因素的影响,采用熵值法及灰色关联度算法构建了应急救援物资需求预测模型,得到相似案例来解决灾区应急物资需求问题^[9];傅志妍等采用案例推理法,构建案例推理模型实现目标案例的应急物资需求预测^[10];曾波等应用灰色系统建模方法构建了灰色异构数据预测模型,并将该模型应用于地震帐篷需求量的预测^[11]。上述文献多是从静态角度对应急物资需求预测进行研究,忽略了应急事件发展的动态性。因此本文提出一种基于小样本数据可操作性强的灰色预测模型,以洪涝灾害为例对灾害发生后的应急物资需求进行预测,对现实具有一定理论指导意义。

综上所述,洪涝灾害物资需求预测具有重要的理论与现实意义,也是物资配送之前必不可少的环节,精确的应急物资需求预测可减少人员伤亡及经济损失。因此,本文与现有研究的区别主要有两点:一是基于灰色系统理论,根据其样本数量小、历史

数据少的特点,构建了改进 GM(1,1)预测模型对洪涝灾害受灾人数动态预测,使得研究更加贴近实际情况;二是结合安全库存管理方法对灾后需要的多种应急物资分别进行了需求预测,对洪涝灾害发生后的应急物资需求预测提供了理论帮助。

1 洪涝灾害应急物资动态需求预测模型构建

灰色系统理论是邓聚龙教授在 1982 年提出的一种研究小样本、历史数据少的不确定性问题的新方法,通过数据序列的累加生成来揭示系统的发展趋势^[12]。目前比较常用的灰色模型有 GM(1,1)模型、灰色 GM(2,1)模型^[13]等,但其忽略了未来信息对系统造成的影响。基于此,本文首先给出传统的 GM(1,1)模型,并在此模型基础上进行改进,得到改进后的 GM(1,1)模型,即新陈代谢 GM(1,1)模型,利用新陈代谢 GM(1,1)模型预测洪涝灾害发生后的受灾人数,然后对模型进行有效性检验,最后将预测的受灾人数代入应急物资动态需求预测模型中,得到最终的应急物资需求量。

1.1 GM(1,1)预测模型的构建

建立 GM(1,1)预测模型只需要一个序列,设 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(t))$ 是光滑离散函数序列,对 $x^{(0)}$ 进行一阶累加生成得到生成序列如公式 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$ 所示,这个新的序列与原始序列相比,大大弱化了其随机程度,提高了其稳定性。

本文 GM(1,1)预测模型的具体构建过程如下:

设 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(t))$ 为原始的受灾人数序列,其中, $x^{(0)}(t)$ 表示灾区 t 时刻的受灾人数, $X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(t))$ 为 $X^{(0)}$ 的 1-AGO 序列,其中

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

$Z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(t))$ 是 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列,其中

$$z^{(1)}(k) = (x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)) / 2, \quad k = 2, \dots, t \quad (2)$$

于是

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (3)$$

为 GM(1,1) 预测模型的基本形式。

$$\text{设 } \hat{a} = (a, b)^T, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(t) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(t) & 1 \end{bmatrix},$$

对式(3)求最小二乘估计, 由于 $Y = B\hat{a}$, 用 $b - az^{(1)}(k)$ 代替 $x^{(0)}(k)$ ($k = 2, 3, \dots, t$) 可得误差序列 $\varepsilon = Y - B\hat{a}$, 设 $\beta = \varepsilon^T \varepsilon = (Y - B\hat{a})^T (Y - B\hat{a})$, 当 β 最小时有:

$$\frac{\partial \beta}{\partial a} = 2 \sum_{k=2}^t (x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) - b) z^{(1)}(k) = 0$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial b} = -2 \sum_{k=2}^t (x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) - b) = 0$$

联立上述方程求解得:

$$a = \frac{\frac{1}{t-1} \sum_{k=2}^t x^{(0)}(k) \sum_{k=2}^t z^{(1)}(k) - \sum_{k=2}^t x^{(0)}(k) z^{(1)}(k)}{\sum_{k=2}^t (z^{(1)}(k))^2 - \frac{1}{t-1} (\sum_{k=2}^t z^{(1)}(k))^2} \quad (4)$$

$$b = \frac{1}{t-1} \left[\sum_{k=2}^t x^{(0)}(k) + a \sum_{k=2}^t z^{(1)}(k) \right] \quad (5)$$

又因为

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} \frac{\frac{1}{t-1} \sum_{k=2}^t x^{(0)}(k) \sum_{k=2}^t z^{(1)}(k) - \sum_{k=2}^t x^{(0)}(k) z^{(1)}(k)}{\sum_{k=2}^t (z^{(1)}(k))^2 - \frac{1}{t-1} (\sum_{k=2}^t z^{(1)}(k))^2} \\ \frac{1}{t-1} \left[\sum_{k=2}^t x^{(0)}(k) + a \sum_{k=2}^t z^{(1)}(k) \right] \end{bmatrix}$$

即 $\hat{a} = (a, b)^T$, 因此 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的白化方程

$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b$ 的时间响应方程为:

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = (x^{(1)}(1) - \frac{b}{a})e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (6)$$

离散响应方程为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(1)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (7)$$

式中: $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$ 。

原始数据估计值为:

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

式中: $k = 1, 2, \dots, t$ 。

1.2 改进 GM(1,1) 预测模型的构建

GM(1,1) 模型建模时采用的是现实时刻 t 为止的过去数据。然而, 随时间推移, 灰色系统中将不断有一些随机扰动因素进入系统, 使系统的发展受到影响。故用 GM(1,1) 模型预测, 预测时刻越远预测的意义越弱。为弥补 GM(1,1) 模型的不足, 将上述 GM(1,1) 预测模型的原始序列做等维处理, 去掉最老的数据 $x^{(0)}(1)$, 补充一个新的数据 $x^{(0)}(t+1)$, 可得到新的数据序列 $X^{(0)} = (x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(t+1))$, 以此数据序列为原始序列, 可得到新陈代谢 GM(1,1) 预测模型为:

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

其中

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(3) \\ x^{(0)}(4) \\ \vdots \\ x^{(0)}(t+1) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(3) & 1 \\ -z^{(1)}(4) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(t+1) & 1 \end{bmatrix}$$

通过去掉老的数据补充新的数据, 将新的数据序列代入式(4)~(8)即实现一次新陈代谢, 得到新的预测值。重复以上步骤, 再去掉老的数据 $x^{(0)}(2)$, 补充新的数据 $x^{(0)}(t+2)$, 又可得到新的原始数据序列 $X^{(0)} = (x^{(0)}(3), x^{(0)}(4), \dots, x^{(0)}(t+2))$, 上述新陈代谢过程每次更新了一个数据, 也可同时更新多个数据, 如去掉最老的数据 $x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)$, 补充新的数据 $x^{(0)}(n+1), x^{(0)}(n+2), \dots, x^{(0)}(t+n)$, 用新的数据序列 $x^{(0)}(n+1), x^{(0)}(n+2), \dots, x^{(0)}(t+n)$ 预测数据 $x^{(0)}(t+n+1)$, 说明更新数据可以是单个或多个如此进行下去, 即去掉事物发展变化序列中靠前的数据, 然后增加新的数据到序列中, 逐个预测, 直到完成预测目标。由于该模型及时补充了事物发展的新信息, 同时去掉了因时间推移信息质量降低的老旧信息, 因此使得新的数据信息得到了充

分的利用,由灰色系统理论提出的灰平面概念可知,该模型在理论上考虑了新出现的信息,用新出现的信息来估计未来发展的可能范围,与没有考虑新出现的信息相比,使得预测过程更加贴近实际,缩小了预测值可能达到的范围,即缩小了灰平面的范围,从而提高预测精度。

1.3 预测模型的有效性检验

预测模型的有效性检验一般有 4 种方法,分别为均方差比值、相对误差检验、关联度检验和小误差概率检验。均方差比值精度检验和相对误差检验要求均方差与相对误差越小越好,而关联度检验和小误差概率检验分别要求关联度越大越好、小误差概率越大越好。本文主要采用均方差比值方法对预测模型的有效性进行检验,检验过程为:

原始数据序列 $X^{(0)}$ 与模拟数据序列 $\hat{X}^{(0)}$ 的残差为 $\varepsilon(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$, 其中 $k=1, 2, \dots, t$, 残差的均值为 $\bar{\varepsilon} = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t \varepsilon(k)$, 残差的方差为 $s_1^2 = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t [\varepsilon(k) - \bar{\varepsilon}]^2$; 原始数据序列均值为 $\bar{x} = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t x^{(0)}(k)$, 原始数据序列方差为 $s_2^2 = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t [x^{(0)}(k) - \bar{x}]^2$, 因此均方差比值检验的公式为 $c = s_1/s_2$ 。模型预测精度等级如表 1 所示。

表 1 模型预测精度等级

Tab. 1 Model prediction accuracy level

精度等级	1 级	2 级	3 级	4 级
c	<0.35	<0.5	<0.65	≥ 0.65

预测模型只有通过有效性检验,预测结果才具有合理性与有效性。由表 1 可知,模型预测精度为一级表明模型预测精度最高,预测结果可信度最强。

1.4 应急物资动态需求预测模型构建

本文主要选取两类应急物资进行预测,一类是日耗品包括食品和药品,洪涝灾害发生后,会导致

生活设施损坏,污水排泄物等易引起传染疾病,因此食品与药品的供应是必需的;另一类是非日耗品包括棉被和帐篷,对于安置灾民也是及其必要的。不管是日耗品还是非日耗品都与灾民数量息息相关,如果给出受灾人口数量与应急物资之间的关系式,即可求出所需应急物资的数量。由于日降雨量不同,受灾人口是动态变化的,故应急物资的需求也是动态变化的。

为防止物资紧缺,需对应急物资设定安全库存,并根据服务水平系数和应急物资缺货率确定应急物资运输的提前期,由于救援工作的首要目标是灾害损失最小化,故提前期产生的成本可暂时忽略。基于此,本文建立的应急物资动态需求预测模型如式(9)~(11):

$$D^i(t) = \begin{cases} a^i \times \hat{x}(t) \times \bar{L} + Z_{1-\delta} \times \sigma_D^i(t) \times \sqrt{\bar{L}} & i \in \text{食品, 药品} \\ a^i \times \hat{x}(t) + B^i - \sum_{\varepsilon=1}^{t-1} A^i(t-\varepsilon) & i \in \text{御寒物资} \end{cases} \quad (9)$$

$$\sigma_D^i(t) = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{t-1} [D^i(t-k) - D^{-i}(t)]^2}{t}} \quad (10)$$

$$D^{-i}(t) = \frac{\sum_{k=0}^{t-1} D^i(t-k)}{t} \quad (11)$$

式中: i 表示应急物资的种类,如饮用水、帐篷等; $D^i(t)$ 表示灾区 t 时刻对应急物资 i 的需求量; a^i 表示每个灾民单位时间内对应急物资 i 的需求量; $\hat{x}(t)$ 表示灾区的受灾人数; $\bar{L}$ 表示两次应急物资配送的时间间隔; $Z_{1-\delta}$ 表示应急物资缺货率在 δ 下的服务水平系数; $\sigma_D^i(t)$ 表示 t 时刻应急物资 i 需求的方差; B^i 表示应急物资 i 的安全库存量; $A^i(t-\varepsilon)$ 表示 $t-\varepsilon$ 时间内应急物资 i 抵达灾区的数量。

2 算例分析

湖南省是我国东西部结合部,北连长江,南靠南岭,汇集东西南北冷暖干湿气流,受气候、地质、地形等综合因素的影响,洪涝灾害时常发生,严重

影响人民生活及财产安全。因此本文以湖南省的洪涝灾害为实例研究对象, 采用本文提出的改进 GM(1,1)模型对受灾人口进行预测, 并对精度进行检验, 数据全部来源于湖南省防汛抗旱网^[14]公布的洪涝灾情官方数据, 用真实数据验证模型的有效性, 再根据预测的受灾人口数量对饮用水、熟食、抗生素、帐篷和棉被等应急物资进行需求预测, 得到应急物资需求量的最终预测结果。

2.1 数据预处理

根据湖南省防汛抗旱网 2016-03-28 发布的受灾人口数量统计数据, 经整理汇总得到受灾人数初始序列(以 1 天为 1 个时间段, 单位: 万人)为:

$X^{(0)}=(4.66, 7.9, 22.25, 24.33, 36.46, 57.33, 58.73, 66.48, 112.23, 122.55, 157.78, 185.8)$

首先选取初始序列中的前 5 个数据进行建模, 即:

$X^{(0)}=(4.66, 7.9, 22.25, 24.33, 36.46)$

由此可得其 1-AGO 序列为

$X^{(1)}=(4.66, 12.56, 34.81, 59.14, 95.6)$

$X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列为

$Z^{(1)}=(8.61, 23.685, 46.975, 77.37)$

因此

$$Y = \begin{bmatrix} 7.9 \\ 22.25 \\ 24.33 \\ 36.46 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -8.61 & 1 \\ -23.685 & 1 \\ 46.975 & \vdots \\ -77.37 & 1 \end{bmatrix}$$

于是可得

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.37 \\ 8.23 \end{bmatrix}$$

代入式(6)可得 $X^{(1)}$ 的时间响应方程为:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(t+1) = 26.89e^{0.37t} - 22.23 \\ \hat{x}^{(0)}(t+1) = \hat{x}^{(1)}(t+1) - \hat{x}^{(1)}(t) \end{cases} \quad (12)$$

2.2 模拟值精度检验

根据 2.3 节的均方差比值方法对预测模型的有效性进行检验, 可得当 $t=1, 2, 3, 4$ 时, 代入式(12)可得模拟值序列为:

$$(\hat{x}^{(0)}(2), \hat{x}^{(0)}(3), \hat{x}^{(0)}(4), \hat{x}^{(0)}(5)) = (2.04, 17.43, 25.23, 36.53)$$

因此模拟值残差序列为:

$$(\varepsilon^{(0)}(2), \varepsilon^{(0)}(3), \varepsilon^{(0)}(4), \varepsilon^{(0)}(5)) = (-14, 4.82, -0.9, -0.07)$$

残差的均值为 $\bar{\varepsilon}=2.48$, 残差的方差为 $s_1^2=4.13$, 原始数据序列均值为 $\bar{x}=22.735$, 原始数据序列方差为 $s_2^2=102.81$, 因此均方差比值为 $c=s_1/s_2=0.2$ 。

由表 1 可知该预测模型的均方差比值小于 0.35, 精度等级为一级, 故该模型可用于预测。

2.3 受灾人数预测

由改进 GM(1,1)模型的构建过程, 首先去掉一个老的信息 $x^{(0)}(1)$, 加入一个最新的信息 $x^{(0)}(6)$, 得到一组新的原始数据序列 $X^{(0)}=(7.9, 22.25, 24.33, 36.46, 57.33)$, 以此作为新的初始序列, 根据新陈代谢 GM(1,1)模型运算 8 次, 可得 8 组模拟值, 并对 8 组模拟值进行精度检验, 所得结果如表 2 所示。

表 2 受灾人数模拟值及均方差比值检验

Tab. 2 Simulated value of the affected population and the mean square error ratio test

运算次序	模拟值				均方差比值
1	12.04	17.43	25.23	36.53	0.20
2	17.73	25.42	36.43	52.21	0.16
3	28.35	36.77	47.69	61.85	0.23
4	39.97	46.44	53.95	62.68	0.27
5	46.16	59.86	77.64	100.69	0.20
6	58.05	75.28	97.64	126.63	0.19
7	76.62	97.40	123.82	157.40	0.19
8	107.60	128.82	154.23	184.64	0.06

由表 2 可知, 预测模型经 8 次运算, 所得的每一组模拟值的均方差比值均小于 0.35, 精度等级均为一级, 表明本文的改进 GM(1,1)模型, 即新陈代谢 GM(1,1)模型通过了均方差比值检验, 因此有效可行。所以本文采用改进 GM(1,1)模型对 5~12 天的受灾人数进行预测, 得到受灾人数实际值与预测值的对比结果如表 3 所示。

表 3 受灾人数实际值与预测值对比/万人
Tab. 3 Comparison of the actual value of the number of victims and the predicted value

时间	实际值	预测值	残差	相对误差
5	36.46	36.53	-0.07	0.002 0
6	57.33	52.21	5.12	0.089 2
7	58.73	61.85	-3.12	0.053 1
8	66.48	62.68	3.80	0.057 1
9	112.23	100.69	11.54	0.102 8
10	122.55	126.63	-4.08	0.033 3
11	157.78	157.40	0.38	0.002 4
12	185.8	184.64	1.16	0.006 2

由表 3 可知, 相对误差序列为:

$$\Delta = \left(\left| \frac{\varepsilon^{(0)}(5)}{x^{(0)}(5)} \right|, \left| \frac{\varepsilon^{(0)}(6)}{x^{(0)}(6)} \right|, \dots, \left| \frac{\varepsilon^{(0)}(12)}{x^{(0)}(12)} \right| \right) = (\Delta_5, \Delta_6, \dots, \Delta_{12}) = (0.002\ 0, 0.089\ 2, 0.053\ 1, 0.057\ 1, 0.102\ 8, 0.033\ 3, 0.002\ 4, 0.006\ 2)$$

$$\text{则平均相对误差为: } \bar{\Delta} = \frac{1}{8} \sum_{k=5}^{12} \Delta_k = 0.043\ 3 <$$

0.05, 根据相对误差检验精度等级可知, 该预测模型精度为二级, 表明该模型有效可行, 平均预测精度为 95.67%。受灾人数实际值与预测值对比如图 1 所示。

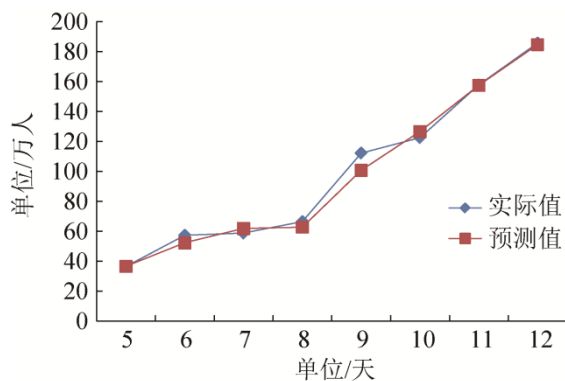


图 1 受灾人数实际值与预测值对比

Fig. 1 Comparison of the actual value of the affected population with the predicted value

2.4 GM(1,1)与改进 GM(1,1)预测模型结果对比

本文采用湖南省 2016-03 发生洪涝灾害统计的真实数据, 通过算例分析验证了本文提出的改进 GM(1,1)预测模型的有效性与可行性, 为进一步说

明该模型的优越性, 本文将传统的 GM(1,1)模型与该模型的预测结果进行对比分析, 分析过程如下。

灰色预测模型一般仅需要 4 个数据便可构建 GM(1,1)预测模型, 若样本量大可包含的信息多, 该部分选取 $X^{(0)} = (4.66, 7.9, 22.25, 24.33, 36.46, 57.33, 58.73, 66.48, 112.23, 122.55, 157.78)$ 作为传统 GM(1,1)模型的初始序列, 通过计算可得 $\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.24 \\ 15.12 \end{bmatrix}$, 代入式(6)可得 $X^{(1)}$ 的 GM(1,1)

时间响应方程为:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(t+1) = 65.92e^{0.24t} - 61.26 \\ \hat{x}^{(0)}(t+1) = \hat{x}^{(1)}(t+1) - \hat{x}^{(1)}(t) \end{cases} \quad (13)$$

选取 $X^{(0)} = (7.9, 22.25, 24.33, 36.46, 57.33, 58.73, 66.48, 112.23, 122.55, 157.78, 185.8)$ 作为改进 GM(1,1)模型的初始序列, 通过计算可得 $\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.23 \\ 20.97 \end{bmatrix}$, 代入式(6)可得 $X^{(1)}$ 的改进

GM(1,1)时间响应方程为:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(t+1) = 100.31e^{0.23t} - 92.41 \\ \hat{x}^{(0)}(t+1) = \hat{x}^{(1)}(t+1) - \hat{x}^{(1)}(t) \end{cases} \quad (14)$$

由式(13)与式(14)可分别计算传统 GM(1,1)模型与改进 GM(1,1)模型的预测结果见表 4。

传统 GM(1,1)模型与改进 GM(1,1)模型的预测结果对比图见图 2。从图 2 中不易分辨两种模型的预测精度, 故采用均方差比值方法分别对两种预测模型的有效性进行检验, 可得传统 GM(1,1)模型残差的均值为 $\bar{\varepsilon} = 5.52$, 残差的方差为 $s_1^2 = 28.38$, 原始数据序列均值为 $\bar{x} = 66.6$, 原始数据序列方差为 $s_2^2 = 2\ 178.196$, 因此均方差比值为 $c = \frac{s_1}{s_2} = 0.11$; 改进 GM(1,1)模型残差的均值为 $\bar{\varepsilon} = 8.57$, 残差的方差为 $s_1^2 = 23.69$, 原始数据序列均值为 $\bar{x} = 84.39$, 原始数据序列方差为 $s_2^2 = 2\ 937.865$, 因此均方差比值为 $c = \frac{s_1}{s_2} = 0.09$ 。

由此可见, 两种模型的均方差比值均小于 0.35, 精度等级为一级, 但改进 GM(1,1)模型预测精度更高, 预测结果更好。

表 4 传统 GM(1,1)模型与改进 GM(1,1)模型预测结果对比 /万人

Tab. 4 Comparison of traditional GM (1,1) model and improved GM (1,1) model prediction results

时间	实际值	传统模型预测值	改进模型预测值
1	4.66	4.66	
2	7.9	17.88	7.90
3	22.25	22.73	25.94
4	24.33	28.90	32.65
5	36.46	36.73	41.09
6	57.33	46.70	51.72
7	58.73	59.37	65.09
8	66.48	75.47	81.92
9	112.23	95.94	103.11
10	122.55	121.96	129.77
11	157.78	155.05	163.33
12	185.8	4.66	205.57

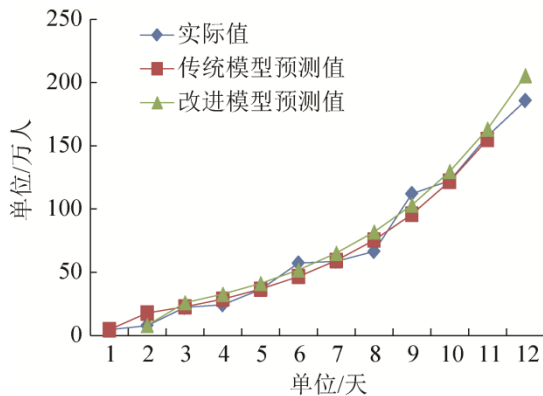


图 2 传统 GM(1,1)模型与改进 GM(1,1)模型的预测结果对比

Fig. 2 Comparison between the traditional GM (1,1) model and the improved GM (1,1) model

改进 GM(1,1)预测模型由于对 $x^{(0)}$ 进行一阶累加生成得到新的生成序列公式 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$ ，这个新的序列与原始序列相比，不仅大大弱化了数据序列的随机程度，提高了数据稳定性，同时还及时补充了新的数据信息，去掉因时间推移数据信息质量降低的老旧信息，使得预测结果更准确的反映实际情况。因此，改进 GM(1,1)模型预测精度更高，与 GM(1,1)预测模型相比具有一定的优越性。

2.5 应急物资需求预测

本文通过上述改进 GM(1,1)模型预测的受灾

人数变化，对洪涝灾害应急救援中需要的饮用水、熟食、抗生素、帐篷和棉被等应急物资进行需求预测。计算应急物资公式中所需主要参数值见表 5。

表 5 主要参数值

Tab. 5 Major parameter values

参数	a^1	a^2	a^3	a^4	a^5	L	∂	$Z_{1-\partial}$
值	2 500	1.6	1.66	0.25	0.5	1	0.05	1.65

表 5 中 a^1 , a^2 , a^3 , a^4 , a^5 分别表示每天每人需要饮用水 2 500 mL、熟食 1.6 kg、抗生素 1.66 支、帐篷 0.25 顶、棉被 0.5 条， $\bar{L}$ 表示两次应急物资配送的时间间隔为 1 天， $Z_{1-\partial}$ 表示应急物资缺货率在 0.05 下的服务水平系数为 1.65。将表 5 中参数值代入式(9)~(11)即可预测出每种物资需求量，预测结果如表 6 所示。

表 6 应急物资需求量预测结果

Tab. 6 Forecast results of emergency supplies demand

时间	饮用水/ 10^4 mL	熟食/ 10^4 kg	抗生素/ 10^4 支	帐篷/ 10^4 顶	棉被/ 10^4 条
2	30 098.959	19.263	19.986	3.010	6.020
3	43 575.305	27.888	28.934	4.358	8.715
4	63 085.478	40.375	41.889	6.309	12.617
5	91 331.030	58.452	60.644	9.133	18.266
6	130 536.464	83.543	86.676	13.054	26.107
7	154 616.672	98.955	102.665	15.462	30.923
8	156 706.549	100.292	104.053	15.671	31.341
9	251 729.803	161.107	167.149	25.173	50.346
10	316 569.052	202.604	210.202	31.657	63.314
11	393 511.453	251.847	261.292	39.351	78.702
12	461 605.079	295.427	306.506	46.161	92.321

在实际洪涝灾害发生后，可根据需要及具体情况调整表 5 中的参数值，使得应急物资动态需求预测更加准确并贴近实际。

3 结论

由于气候与地形的影响，我国黄河、淮河、长江中下游等地区多发生洪涝灾害，为减少人员伤亡与财产损失，洪涝灾害发生后的救援工作尤为重要。如何确定应急物资需求。

数量，使应急物资尽快抵达灾区是提高灾民存

活率、顺利开展救援工作的关键因素。故本文提出改进 GM(1,1)模型, 首先对洪涝灾害发生后的受灾人口数量进行预测, 其次对预测模型进行有效性检验, 最后根据预测的受灾人口数量构建应急物资动态需求预测模型, 给出两类应急物资需求的预测公式。算例中采用湖南省防汛抗旱网公布的 2016-03 发生洪涝灾害统计的真实数据来验证模型的有效性与可行性, 并对比分析了传统 GM(1,1)模型与改进 GM(1,1)模型的预测结果, 最终得到五种应急物资的需求量。

本文研究结果表明改进 GM(1,1)模型具有较好的预测精度, 相比传统 GM(1,1)模型预测精度更高, 预测结果更好, 对灾后灾区应急物资动态需求预测具有一定指导作用。

参考文献:

- [1] Ozdamar L, Ekinici E, Kucukyazici B. Emergency logistics planning in natural disasters[J]. *Annals of Operations Research* (S0254-5330), 2004, 129(1): 217-245.
- [2] 曾波, 刘思峰, 方志耕, 等. 灰色组合预测模型及应用[J]. *中国管理科学*, 2009, 17(5): 150-155.
Zeng Bo, Liu Sifeng, Fang Zhigeng, et al. Grey Combined Forecast Models and Its Application[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2009, 17(5): 150-155.
- [3] Timofeeva G A, Timofeev N A. Forecasting credit portfolio components with a Markov chain model[J]. *Automation and Remote Control* (S0005-1179), 2012, 73(4): 637-651.
- [4] Liu Sifeng, Liu Yi. Grey systems theory and applications[M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2010: 107-148.
- [5] Nolz C P, Semet F, Doerner F K. Risk approaches for delivering disaster relief supplies[J]. *OR Spectrum* (S0171-6468), 2011, 33(3): 543-569.
- [6] Najafi M, Eshghi K, Dullaert W. A multi-objective robust optimization model for logistics planning in the earthquake response phase[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* (S1366-5545), 2013, 49(1): 217-249.
- [7] Sheu J B. An emergency logistics distribution approach for quick response to urgent relief demand in disasters[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* (S1366-5545), 2007, 43(6): 687-709.
- [8] Chang F S, Wu J S, Lee C N, et al. Greedy-search-based multi-objective genetic algorithm for emergency logistics scheduling[J]. *Expert Systems with Applications* (S0957-4174), 2014, 41(6): 2947-2956.
- [9] 陈方超, 管俊阳, 王道重, 等. 突发事件应急救援物资需求预测的方法研究[J]. *交通信息与安全*, 2014, 32(4): 155-159.
Chen Fangchao, Guan Junyang, Wang Daochong, et al. Method for Emergency Materials Demand Forecasting in Sudden Events[J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2014, 32(4): 155-159.
- [10] 傅志妍, 陈坚. 灾害应急物资需求预测模型研究[J]. *物流科技*, 2009, 32(10): 11-13.
Fu Zhiyan, Chen Jian. Research on Emergency Material Demand Forecast Model in Disaster[J]. *Logistics Sci-Tech*, 2009, 32(10): 11-13.
- [11] 曾波, 孟伟, 刘思峰, 等. 面向灾害应急物资需求的灰色异构数据预测建模方法[J]. *中国管理科学*, 2015, 23(8): 84-91.
Zeng Bo, Meng Wei, Liu Sifeng, et al. Prediction Modeling Method of Grey Isomerism Data for Calamity Emergency Material Demand[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2015, 23(8): 84-91.
- [12] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 56-68.
Deng Julong. Grey system basic method[M]. Wuhan: Huazhong university of science and technology press, 2005: 56-68.
- [13] 王子赞, 纪志成. 基于 GM(2,1)和辨识算法的风电功率短期预测研究[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(11): 2762-2777.
Wang Ziyun, Ji Zhicheng. GM(2,1) Model and Identification Algorithm Based Wind Power Generation Short-term Prediction[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(11): 2762-2777.
- [14] 湖南省防汛抗旱网[DB/OL]. <http://222.240.128.250:8080/Management/GovernmentAffairs>, 2016.
Hunan province flood control and drought relief network [DB/OL]. <http://222.240.128.250:8080/Management/GovernmentAffairs>, 2016.