

# 基于灰色预测模型的农业物联网CO<sub>2</sub>浓度预测研究

高友胜,汪神羽,温凯伟

(九江职业大学,江西九江 332000)

**【摘要】**随着信息技术的不断发展,各行各业对于信息技术的需求也不断提高。为提高农产品产量,通过研究农业物联网CO<sub>2</sub>浓度预测,提出利用灰色预测模型的方法对农业物联网的CO<sub>2</sub>浓度进行预测。利用农业物联网控制农业的生产情况,可以将数学模型与实际相结合,把已有数据进行建模,从而得到相对准确的CO<sub>2</sub>浓度预测结果。

**【关键词】**CO<sub>2</sub>浓度;农业物联网;灰色预测

**【doi:10.3969/j.issn.2095-7661.2022.04.006】**

**【中图分类号】**TN929.5

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**2095-7661(2022)04-0018-03

## Study on CO<sub>2</sub> Concentration Prediction of Agricultural Internet of Things Based on Gray Prediction Model

GAO You-sheng, WANG Shen-yu, WEN Kai-wei

(Jiujiang Vocational University, Jiujiang, Jiangxi, China 332000)

**Abstract:** With the continuous development of information technology, the demand for information technology in all walks of life is also increasing. In order to improve agricultural output, this paper studies the prediction method of CO<sub>2</sub> concentration in the agricultural Internet of Things and puts forward the method of using gray prediction model to predict the CO<sub>2</sub> concentration in the agricultural Internet of Things. Using the agricultural Internet of Things to control agricultural production, we can combine mathematical models with practical problems, model the existing data, and obtain relatively accurate CO<sub>2</sub> concentration prediction results.

**Keywords:** CO<sub>2</sub> concentration; agricultural Internet of Things; gray prediction

### 1 农业物联网CO<sub>2</sub>浓度研究现状

现今,传统农业正迅速向现代农业发展,不论是从生产、经营还是从管理、服务方面,现代农业的发展对信息技术都有一定的需求。从传统农业推进到现代农业,迫切需要应用已有的物联网技术对农业各方面实施统一规划、最优处理、精准控制,以此来实现对农业的全智能化处理,进而提高农产品的产量和质量。

在农业生产与形成的过程中,CO<sub>2</sub>的存在至关重要,CO<sub>2</sub>浓度会在一定程度上影响农产品的生产。传统农业对农业物联网CO<sub>2</sub>预测情况的弊端显而易见,现代农业搭建的农业物联网<sup>[1]</sup>是由感知层、传输层和应用层一起构成。其中感知层是通过

各种感知器获取植物的生长信息、行为动作等过程的数据;传输层则是将这些由感知层获得的信息数据,通过某些方式传输到应用层;应用层主要是对这些数据进行处理并且提出解决方案,实现对农业生产的最优处理。与传统农业相比,现代农业物联网属于精细式管理,通信、计算机等学科与领域交叉应用,利用技术将所获信息的传输、处理和控制集合在一处,使人们可以相对容易地获取到农产品在各个阶段的不同信息,通过人工智能和农业相结合,让农产品的收益最大化。农业物联网的核心问题可以概括成四个部分:农业信息的获取、信息管理、经信息管理后的决策、所做决策后的具体执行方案。在这四部分中<sup>[2]</sup>,对农业信息

**【收稿日期】**2022-07-26

**【作者简介】**高友胜(1989—),男,江西九江人,九江职业大学信息工程学院助教,硕士,研究方向:深度学习、软件工程。

**【基金项目】**2020年江西省教育厅科学技术研究项目“基于微服务架构的农业物联网云端数据监测系统研究”(项目编号:GJJ203910)。

的获取是一切的起点,也是至关重要的一点,如果做不到准确并且实时地获取信息,缔造真正的农业物联网将会存在一定的困难。

从传统农业向现代农业实施转变的过程中,农业物联网的发展大致经历了四个过程,分别是电脑信息农业、数字信息农业、精准信息农业和智慧信息农业。农业物联网把农业当成一个整体系统,它在生产的过程中全面结合已有信息技术。深度的感知技术、透彻的互联互通技术和有效的智能化技术让农业系统的运转更加高效、更加全面,生产农产品的环境更加优越,也提高了农产品的质量。农业物联网的主要技术靠物联网支撑<sup>[3]</sup>,农业物联网传感设备现时期正朝着相对低成本、自适应、高可靠又低功耗的方向发展,未来物联网也将逐渐具备分布式、多协议兼容、自组织和高通量等功能特征,实现信息处理的及时和高效<sup>[4]</sup>。农业物联网可以有效地探究出 CO<sub>2</sub> 浓度问题,CO<sub>2</sub> 过高或者过低皆不利于农作物的生长,CO<sub>2</sub> 浓度较高会促进植物光合作用,过高后呼吸难以进行,无能量供应以进行光合作用。

为对 CO<sub>2</sub> 浓度进行有效预测,考虑到环境、可用条件、时间等各方面因素,用灰色预测解决此问题相对方便。本文将基于灰色预测的基础上,对农业物联网 CO<sub>2</sub> 的浓度进行分析与研究,利用农业互联网来提升农产品的产量,此外,还可运用灰色预测理论模型来预测 CO<sub>2</sub> 浓度。

## 2 灰色预测模型介绍

灰色预测模型通常是由多组数据共同结合而来<sup>[5]</sup>,把这些不同数据经过一系列的拟合,可以对以后方向进行一个大概的预测。灰色预测通过分析关联对原始数据进行一系列的生成处理,以此来寻找出系统的规律,生成一个有较强规律性的数据序列,之后制作出对应的微分方程模型,来预测未来的需求。

灰色预测建模利用少量的或不充分的信号,构建出灰色微分预测模型,并以此来对事件发展规律作出一个模糊性的长期描述(在这个模糊预测领域中方法、理论都比较完善的某一预测学内的分支)。简单来说灰色系统为一个集确定信息、未知信息和非确知信息为一体的抽象性模型。灰色预测的核心,是思考如何从一个明确度不高、其整体信息也非常缺乏的情况下通过一系列的分析研究后创建起一个相对准确的模型,该模型能为灰色系统中所存在的多个未知元素由了解较少逐渐发展到了解相对较多,由不甚明确到明确提

供一定的研究根底。

灰色预测可以对未来一段时间内的的农业物联网 CO<sub>2</sub> 浓度进行简单预测,以此可以判断未来一段时间内的农业物联网 CO<sub>2</sub> 浓度是否合理,是否需要采取改进方式以获取一个更高的效益。

## 3 建模

### 3.1 一阶累加生成(1-AGO)

设某一初始非负数据序列为 X<sup>(0)</sup>:

$$X^{(0)}=[x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)] \quad (1)$$

则该初始数据序列的一阶累加生成序列 X<sup>(1)</sup> 为:

$$X^{(1)}=[x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n)] \quad (2)$$

$$\text{式中 } x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (k = 1, 2, 3, \dots, n)。$$

### 3.2 对 X<sup>(0)</sup> 进行级比检验

对原始数据序列中的数据进行级比检验,数据级比应满足式(3):

$$\sigma(i) = \frac{x^{(0)}(i-1)}{x^{(0)}(i)} \in \left( e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}} \right), i = 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

若所有级比都落在可容覆盖  $\theta = (e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$  内,则数列 X<sup>(0)</sup> 可以作为模型 GM(1,1) 的数据进行预测。否则,需要对数列 X<sup>(0)</sup> 进行必要的变换处理,让其落到可容覆盖内。方法即取适当常数 C,进行平移变换,如下式:

$$y^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) + C, k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

则使新数列 y<sup>(0)</sup> = [y<sup>(0)</sup>(1), y<sup>(0)</sup>(2), y<sup>(0)</sup>(3), ..., y<sup>(0)</sup>(n)] 的级比满足以下:

$$\sigma_y(i) = \frac{y^{(0)}(i-1)}{y^{(0)}(i)} \in \left( e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}} \right), i = 2, 3, \dots, n$$

检验结果  $\sigma_x = [1.0415 \quad 1.0403 \quad 1.0498 \quad 1.0695 \quad 1.0456]$

$$\theta_x \in (0.7514, 1.3307)$$

由此可见  $\sigma_x$  皆落在可容覆盖  $\theta_x$  内,故数列 X<sup>(0)</sup> 可作为模型 GM(1,1) 的数据进行预测。

### 3.3 对 X<sup>(1)</sup> 进行光滑性检验

$$\text{光滑比: } \rho(i) = \frac{x^{(0)}(i)}{x^{(1)}(i-1)} \quad i=2, 3, \dots, n \quad (5)$$

若  $\rho(i) < 1, \rho(i) \in [0, \varepsilon] (\varepsilon < 0.5), \rho(i)$  呈递减趋势,则称 X<sup>(0)</sup> 为准光滑序列,则 X<sup>(1)</sup> 具有准指数规律。否则进行一阶弱化处理,如式(6):

$$\dot{x}^{(0)}(i) = \frac{1}{n-i+1} (x(i) + x(i+1) + \dots + x(n)) \quad (6)$$

并将 X<sup>(0)</sup> 由  $\dot{X}^{(0)}$  替代。

$$\rho = [0.9602 \quad 0.4709 \quad 0.3049 \quad 0.2185 \quad 0.1715]$$

经运算得出当 i>3 时,  $\rho(i) < 0.5$ , 故其满足光滑

条件,且具有准指数规律,对 $X^{(1)}$ 建立GM(1,1)模型可成立。

3.4 建立模型的原理

由第三步可知, $X^{(1)}$ 具有准指数规律,故其满足一阶常微分方程式(7):

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \alpha x^{(1)} = \mu \tag{7}$$

解得,  $\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{\mu} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$  (8)

$$Y_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} [x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2} [x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2} [x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

将求得的 $\hat{a}$ 、 $\hat{\mu}$ 代入微分方程式(6)中得式(9):

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \hat{a}x^{(1)} = \hat{\mu} \tag{9}$$

3.5 建立灰色预测模型

由微分方程式(8)可得到累加数列 $X^{(1)}$ 的灰色预测模型为式(10):

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[ x^{(0)}(1) - \frac{\hat{\mu}}{\hat{a}} \right] e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{\mu}}{\hat{a}} k, k = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1), k = 2, 3, \dots, n \tag{10}$$

将数据代入经MATLAB计算得出:

$$\hat{x}^{(0)} = [753 \quad 727 \quad 691 \quad 656 \quad 623 \quad 592 \quad 563]$$

3.6 模型检验

1) 残差计算

$$C(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k), k = 1, 2, 3, \dots, n \tag{11}$$

$$[0, -4, 4, 6, -4]$$

2) 相对误差计算

$$\xi_k = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}, k = 1, 2, 3, \dots, n \tag{12}$$

$$[0.0058, 0.0059, 0.0085, 0.0074, 0.0007]$$

3) 级比偏差计算

$$G(k) = 1 - \frac{1 - 0.5a}{1 + 0.5a} \sigma(k), k = 1, 2, 3, \dots, n \tag{13}$$

$$[0.0105, 0.0117, 0.0026, -0.0160, 0.0066]$$

模型相对误差值最大值0.0085<0.1,故该模型拟合效果达到较高要求;针对级比偏差值,该值小于0.2说明达到要求,若该值小于0.1则说明达到较高要求;该模型级比偏差值绝对值最大值0.0117<0.1,故该模型拟合效果达到较高要求。根据以上数据可以得出接下来的CO<sub>2</sub>浓度趋势如图1所示。

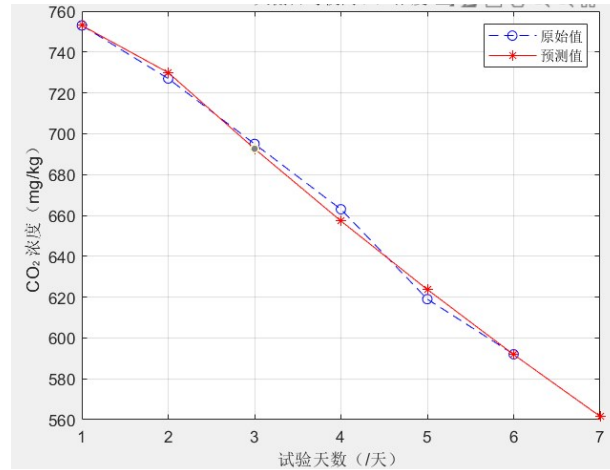


图1 CO<sub>2</sub>浓度趋势图

4 结论

本文通过对已有农业物联网CO<sub>2</sub>的浓度数据进行数学建模,通过已建出数学模型,利用相应条件下所作的实验数据验证了所建立数学模型的可靠性。经过不断改进,实现了在原有的农业物联网CO<sub>2</sub>浓度数据下进行更精准预测。

【参考文献】

[1] 蔡方中,张磊磊.基于改进灰色预测模型的供应链韧性评价与预警研究[J].工业技术经济,2022(12):100-107.  
 [2] 孙忠富,杜克明,郑飞翔,尹首一.大数据在智慧农业中研究与应用展望[J].中国农业科技导报,2013(6):63-71.  
 [3] 李道亮.物联网与智慧农业[M].北京:电子工业出版社,2021.  
 [4] 宋晓虹.物联网技术在智慧农业中的应用及发展模式创新探索[J].南方农机,2022(23):163-165.  
 [5] 崔立志.灰色预测技术及其应用研究[D].南京:南京航空航天大学,2010.